



Universidade de Brasília
Instituto de Ciências Exatas
Departamento de Estatística

**Estudo dos fatores associados ao desempenho e ao fluxo escolar
utilizando Modelos de Equações Estruturais**

Lucas Rodrigues Rocha

Brasília
2018

Lucas Rodrigues Rocha

**Estudo dos fatores associados ao desempenho e ao fluxo escolar utilizando
Modelos de Equações Estruturais**

Orientador:

Prof. Dr. Luís Gustavo do Amaral Vinha

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento de Estatística do Instituto de Ciências Exatas da Universidade de Brasília, como parte dos requisitos necessários para a obtenção do título de Bacharel em Estatística.

Brasília

2018

*À minha mãe, **Rosilene**, por sempre ter acreditado em mim. Seu apoio constante que me deu forças para seguir em frente. Te amo.*

Resumo

Ao considerar os problemas de desigualdade que o Brasil enfrenta, vê-se cada vez mais a importância em garantir qualidade e equidade no ensino brasileiro. Ofertar educação básica de qualidade implica em enfrentar a desigualdade social e assegurar a educação como um dos princípios básicos dos direitos humanos. Dessa forma, esse estudo foi realizado com intuito de prover informações sobre o contexto educacional como contribuição para a melhoria da qualidade do ensino. Com dados provenientes do Sistema de Avaliação da Educação Básica (SAEB) 2015, foi proposto um modelo de equações estruturais para analisar fatores associados ao desempenho acadêmico e ao fluxo escolar de alunos do 9º ano de escolas públicas do Centro-Oeste. Este modelo foi construído de forma que desempenho e fluxo escolar foram construtos endógenos influenciados pelos construtos exógenos capital socioeconômico, infraestrutura escolar e nível de violência. Resultados do ajuste do modelo indicaram infraestrutura como construto exógeno não significativo para os desfechos em estudo. Concluiu-se com o modelo final que existem evidências estatísticas suficientes para afirmar que o desempenho e fluxo escolar são influenciados positivamente pelo capital socioeconômico e negativamente pelo nível de violência.

Palavras-chave: Modelagem de Equações Estruturais; MEE; SEM; Desempenho Escolar; Fluxo Escolar; SAEB; Avaliação Educacional.

Sumário

1 Introdução	7
1.1 Monitoramento e avaliação da educação brasileira	7
1.2 Sistema de Avaliação da Educação Básica (SAEB)	8
1.3 Foco do estudo	8
2 Referencial teórico	10
2.1 Modelagem de Equações Estruturais (MEE)	10
2.2 Análise Fatorial Confirmatória	11
2.3 Representação gráfica do Modelo de Equações Estruturais	12
2.4 Suposições do Modelo de Equações Estruturais	14
2.5 Etapas da Modelagem de Equações Estruturais	15
2.5.1 Construção do modelo teórico	15
2.5.2 Obtenção dos dados	16
2.5.3 Especificação e identificação do modelo	16
2.5.4 Estimação do modelo	16
2.5.5 Qualidade do ajuste do modelo	17
3 Metodologia	19
3.1 Estruturação do banco de dados	19
3.2 Determinação dos construtos e das variáveis mensuráveis	19
3.3 Modelos iniciais	21
4 Resultados	24
4.1 Análise descritiva	24
4.1.1 Desempenho escolar	24
4.1.2 Fluxo escolar	25
4.1.3 Capital socioeconômico	27
4.1.4 Infraestrutura escolar	31
4.1.5 Nível de violência	32
4.2 Modelagem de Equações Estruturais	35
5 Considerações finais	43

Referências 46

Apêndices 47

Lista de Figuras

1	Símbolos para a criação de um diagrama de trajetória e suas descrições.	13
2	Exemplo adaptado de um diagrama de trajetória de um MEE (Pilati and Laros, 2007).	13
3	Modelo de mensuração inicial.	21
4	Modelo estrutural inicial.	22
5	Distribuições de frequência das notas médias em língua portuguesa e matemática.	25
6	Distribuições de frequência dos percentuais de alunos que nunca reprovaram e que nunca abandonaram o ano letivo.	26
7	Coeficientes de correlação de postos de Spearman entre as variáveis relacionadas ao desempenho e ao fluxo escolar.	27
8	Distribuição de frequência da escolaridade da mãe.	28
9	Histogramas do número médio de bens materiais por aluno.	29
10	Coeficientes de correlação de postos de Spearman entre as variáveis relacionadas ao desempenho, fluxo e capital socioeconômico.	30
11	Distribuições de frequência das variáveis relacionadas à infraestrutura escolar.	31
12	Coeficientes de correlação de postos de Spearman entre as variáveis relacionadas ao desempenho, fluxo e infraestrutura escolar.	32
13	Distribuições de frequência das variáveis relacionadas ao nível de violência.	33
14	Coeficientes de correlação de postos de Spearman entre as variáveis relacionadas ao desempenho, fluxo e nível de violência.	34
15	Modelo de mensuração inicial com coeficientes padronizados.	35
16	Novo modelo de mensuração com coeficientes padronizados.	37
17	Modelo de mensuração final com coeficientes padronizados.	38
18	Modelo estrutural inicial com coeficientes padronizados.	40
19	Modelo estrutural final com coeficientes padronizados.	41

Lista de Tabelas

1	Definição das variáveis relacionadas ao construtos do estudo.	20
2	Medidas resumo das variáveis relacionadas ao desempenho escolar.	24
3	Medidas resumo das variáveis relacionadas ao fluxo escolar.	25
4	Medidas resumo das variáveis relacionadas capital socioeconômico.	28
5	Índices de ajuste do modelo de mensuração inicial.	36
6	Índices de ajuste do novo modelo de mensuração.	38
7	Índices de ajuste do modelo de mensuração final.	39
8	Índices de ajuste do modelo estrutural inicial.	41
9	Índices de ajuste do modelo estrutural final.	42

1 Introdução

1.1 Monitoramento e avaliação da educação brasileira

O acesso à educação básica é uma garantia social estabelecida pela Constituição Federal de 1988¹. O artigo 227 deixa claro que assegurar esse direito aos jovens é um dos encargos do Estado. Todavia, como apontado por Soares (2005), embora essencial, somente o acesso à escola não é suficiente para nenhum propósito educacional, boa qualidade no ensino deve ser proporcionada conjuntamente.

Consolidar uma rede de ensino que ofereça educação de qualidade para a população é tarefa altamente complexa para qualquer sistema educacional. Ao considerar um país extenso, desigual e com tantos problemas de infraestrutura como o Brasil, essa tarefa se torna ainda mais problemática e difícil de ser realizada. Entretanto, devido às dificuldades mencionadas, a implementação de políticas públicas voltadas para a melhoria do ensino brasileiro deve ser constante, pois fomentar a qualidade da educação básica implica enfrentar a desigualdade social e assegurar a educação como um dos princípios básicos dos direitos humanos (Brasil, 2014).

Devido à busca pela consolidação de uma rede de ensino que ofereça educação básica de qualidade para a população brasileira, foi aprovado por lei em 2014 o Plano Nacional de Educação (PNE)². Com vigência até 2024, o PNE é constituído por diversas metas e diretrizes com enfoque na melhoria da qualidade, acesso e valorização da educação no país. O plano ainda apresenta como estratégia para o cumprimento de várias metas o fortalecimento dos sistemas de monitoramento e avaliação da educação nacional.

O Índice de Desenvolvimento da Educação Básica (IDEB) é um dos indicadores utilizados no PNE para mensurar o avanço da qualidade da educação. Constituído a partir de dados do Censo Escolar e do Sistema de Avaliação da Educação Básica (SAEB), o IDEB leva em consideração o fluxo escolar e o desempenho dos estudantes nos exames, acompanhando a evolução da educação e estabelecendo o padrão de qualidade que o Ministério da Educação definiu como meta a ser atingida (Brasil, 2014). Todavia, para que qualquer meta seja atingida, além de se obter resultados de indicadores, é necessário entender como o processo de aprendizagem ocorre para identificar quais fatores influenciam esse processo e seus desfechos (Karino, 2016).

Karino et al. (2014) menciona como objetivo fundamental de uma avaliação a geração de informação, tanto em relação a apresentar um retrato da realidade quanto em subsidiar ações. Com esse objetivo inserido no contexto do monitoramento do sis-

¹BRASIL. Constituição Federal de 1988. Promulgada em 5 de outubro de 1988.

²Lei nº 13.005, de 25 de junho de 2014.

tema educacional, surgiram as primeiras avaliações externas no Brasil. Constituídas por provas e questionários utilizados para aferir desempenho, fluxo escolar e fatores contextuais, tais avaliações ocorrem com o propósito de realizar um diagnóstico da qualidade do ensino ofertado no país.

1.2 Sistema de Avaliação da Educação Básica (SAEB)

Instituído em 1990, o Sistema de Avaliação da Educação Básica, o SAEB, é uma avaliação do ensino brasileiro que ocorre a cada dois anos em todo território nacional. Sendo uma avaliação externa, seus resultados são muito importantes para a produção de informações que subsidiam a formulação e monitoramento de políticas públicas para a educação, com o intuito de contribuir para a melhoria da qualidade, equidade e eficiência do ensino brasileiro.

Já reestruturado algumas vezes, atualmente o SAEB é composto por três avaliações externas em larga escala: a Avaliação Nacional da Educação Básica (Aneb), a Avaliação Nacional do Rendimento Escolar (Anresc ou Prova Brasil) e a Avaliação Nacional da Alfabetização (ANA). Os dados são levantados por meio de questionários distintos que são respondidos pelo aluno, pelo professor, pelo diretor e pelo responsável pela coleta dos dados, além de testes de proficiência em língua portuguesa e matemática.

A aplicação mais recente do SAEB, com microdados disponibilizados pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP), ocorreu em 2015 e teve como público-alvo os alunos dos 5º e 9º anos do Ensino Fundamental e do 3ª ano do Ensino Médio. A avaliação ocorreu de forma censitária em escolas públicas de todo o Brasil que possuíam, no mínimo, 20 alunos matriculados no 5º e 9º ano. No presente estudo serão utilizados os dados provenientes dessa edição.

1.3 Foco do estudo

Analisar uma sequência de resultados do SAEB ao longo dos anos permite realizar um acompanhamento da situação da qualidade do ensino brasileiro, contudo, não oferece a possibilidade de um estudo sobre quais fatores promovem ou conspiram contra a qualidade (Franco et al., 2008). É no contexto da utilização de avaliações educacionais como contribuição para a melhoria da qualidade do ensino e em sua importância social que este trabalho se insere e se justifica.

Sendo assim, este estudo teve como objetivo a utilização dos dados do SAEB 2015 para realizar uma análise de fatores associados ao desempenho e ao fluxo escolar de alunos do 9º ano de escolas públicas do Centro-Oeste. Especificamente,

capital socioeconômico, infraestrutura escolar e nível de violência das escolas foram os fatores analisados no presente estudo.

Para alcançar tal objetivo, a Modelagem de Equações Estruturais (MEE), técnica estatística que é considerada extensão de um conjunto de vários procedimentos multivariados, foi utilizada. Os motivos da escolha da modelagem de equações estruturais para realizar esta análise estão intrinsecamente ligados à habilidade que a técnica possui de acomodar múltiplas relações de dependência inter-relacionadas em um único modelo, e à habilidade de representar construtos teóricos nessas relações (Hair et al., 2005).

2 Referencial teórico

2.1 Modelagem de Equações Estruturais (MEE)

A Modelagem de Equações Estruturais (MEE), constantemente referida na literatura por sua nomenclatura em inglês *Structural Equation Modeling* (SEM), é um método que envolve um conjunto de técnicas multivariadas e possui como grande diferencial a capacidade de analisar estruturas complexas de dependência entre variáveis. Além disso, a MEE possibilita a transição de uma abordagem exploratória para uma perspectiva confirmatória: um conjunto de relacionamentos de dependência é testado empiricamente através de um modelo que operacionaliza a teoria (Silva, 2006).

Segundo Hair et al. (2005), técnicas dessa modelagem são distinguidas por duas características: (1) a estimação de múltiplas e inter-relacionadas relações de dependência e (2) a habilidade para representar conceitos não observados nessas relações e explicar o erro de mensuração durante o processo de estimação do modelo. Em resumo, a MEE proporciona uma técnica de estimação apropriada e eficiente para uma série de equações de regressão múltipla separadas, mas interdependentes, simultaneamente. Desta forma, um modelo estrutural possibilita a análise simultânea de diversas relações em que variáveis dependentes (respostas ou endógenas) se tornam independentes (explicativas ou exógenas) em relações subsequentes. Além disso, mais de uma variável dependente pode ser incorporada no modelo.

Outro diferencial da Modelagem de Equações Estruturais é sua habilidade de incorporar variáveis latentes, também designadas como fatores ou construtos, ao modelo. Segundo Pilati and Laros (2007), construtos são variáveis que refletem conceitos não observáveis explicitamente, mensuradas indiretamente através de variáveis manifestas, que são obtidas diretamente através da coleta dos dados. A utilização de variáveis latentes em uma MEE se justifica devido à melhoria das estimações, melhor representação de conceitos teóricos, bem como à explicação do erro de mensuração (Hair et al., 2005).

O erro de mensuração é definido como o nível em que as variáveis manifestas (indicadores) não descrevem precisamente os construtos de interesse, sua ocorrência está relacionada a problemas com a conceituação e definição das variáveis latentes e com a escolha de indicadores adequados. Na prática, considera-se que um construto sempre possui uma quantia de erro de mensuração, que sempre deve ser a menor possível. Segundo Hair et al. (2005), a modelagem de equações estruturais leva em consideração o erro de mensuração em sua análise para fornecer estimativas mais precisas das relações causais.

Um modelo de equações estruturais é composto por dois sub-modelos distintos: um de mensuração e um estrutural. No modelo de mensuração são estudadas as relações entre as variáveis observadas e os construtos de interesse, seu objetivo principal é confirmar a adequação dos indicadores selecionados para aferir os construtos e sua adequação e ajuste são cruciais para que um modelo estrutural possa ser testado. No modelo estrutural são tratadas as relações entre as variáveis latentes do modelo em teste, que podem ser causais ou de associação. A realização dos procedimentos desses dois sub-modelos se assemelha a executar uma análise fatorial dos indicadores e utilizar os escores fatoriais em várias equações de regressão.

Para realizar a estimação de um modelo de equações estruturais é necessário pré-estabelecer a estrutura de relações entre as variáveis e seus efeitos. Essas especificações, *a priori*, podem ser representadas como hipóteses do modelo e, neste sentido, uma MEE pode ser vista como uma técnica de cunho confirmatório. A construção do modelo deve ser realizada com base em aspectos teóricos relacionados ao fenômeno estudado ou em estudos empíricos anteriores e, então, durante a análise dos resultados, o pesquisador pode determinar o quanto o modelo teórico é validado pela amostra observada.

Nesse âmbito, Kline (2011) menciona que a aplicação da MEE pode ser realizada de três formas distintas. Primeiramente, de forma estritamente confirmatória, em que um único modelo teórico proposto é avaliado a partir dos resultados de uma amostra selecionada, entretanto, em poucas situações a aplicação é tão restritiva. Outra aplicação menos restritiva é a de utilização da metodologia para comparar modelos concorrentes ou alternativos. Nestes casos, de acordo com a teoria, mais de um modelo pode ser avaliado, e a técnica é aplicada para escolher aquele que melhor se ajusta aos dados. Por último, no método de geração de modelos, um modelo é proposto e, de acordo com os resultados, pode ser alterado sempre avaliando os aspectos teóricos e a interpretação dos parâmetros do novo modelo.

2.2 Análise Fatorial Confirmatória

Análise Fatorial é uma técnica multivariada amplamente utilizada como procedimento para redução de dimensão de dados. Segundo Hair et al. (2005), de forma geral, a Análise Fatorial possibilita analisar uma estrutura de associações entre um grande número de variáveis manifestas, definindo um conjunto de dimensões latentes comuns, chamadas de fatores. Dependendo da abordagem utilizada para a aplicação da técnica, a Análise Fatorial pode ser definida como Análise Fatorial Exploratória (AFE) ou Análise Fatorial Confirmatória (AFC)

Uma das características da Análise Fatorial Exploratória é a não exigência de

especificação prévia de um modelo que relacione as variáveis observadas e latentes. Sendo assim, quando não há uma estrutura de relações pré-definida entre as variáveis, os resultados de uma AFE são utilizados para determinar o número de fatores comuns e quais variáveis mensuradas são indicadores razoáveis para as dimensões latentes. Neste tipo de análise, geralmente, todos os fatores influenciam todas as variáveis manifestas e não é permitido correlacionar os erros.

Quando existe conhecimento prévio a respeito das relações entre as variáveis manifestas e latentes em estudo, recomenda-se a utilização da Análise Fatorial Confirmatória, visto que seu principal objetivo é testar um modelo que foi definido *a priori* com base em teoria ou em resultados de estudos anteriores. Em relação às diferenças entre AFC e AFE, destacam-se: necessidade de identificação e detalhamento de um modelo hipotético a ser testado, determinação do número de fatores antes da análise, possibilidade de fixar efeitos diretos de fatores em indicadores, possibilidade de correlacionar os erros de mensuração e estimação das covariâncias entre as variáveis.

Por ser particularmente útil na validação de escalas para aferir construtos específicos, a AFC é utilizada em Modelagem de Equações Estruturais, especificamente para a operacionalização do modelo de mensuração. Além disso, com a MEE é possível realizar vários testes estatísticos da qualidade do ajuste para a solução fatorial confirmatória proposta Hair et al. (2005).

2.3 Representação gráfica do Modelo de Equações Estruturais

A MEE é usualmente considerada uma combinação de Análise Fatorial e Análise de Caminho (*Path Analysis*), visto que um modelo estrutural é um modelo de caminho (*path model*) com a incorporação de variáveis latentes. Essa característica permite uma representação gráfica das relações encontradas em um MEE através de um diagrama de caminho, ou diagrama de trajetória.

Diagramas de caminhos são mais do que uma representação visual das relações preditivas entre os construtos, mas também correlações entre construtos e até mesmo indicadores (Hair et al., 2005). As variáveis e suas relações são ilustradas nesse tipo de diagrama através da junção de formas geométricas e setas. A Figura 1 realiza uma apresentação visual dos componentes de um diagrama de trajetória.

A ilustração das variáveis é simples: as variáveis observadas são representadas por quadrados ou retângulos e as variáveis latentes são representadas por círculos ou elipses. Em relação às setas, as unidirecionais indicam o efeito direto de uma variável em outra e as bidimensionais representam covariâncias ou correlações entre as variáveis (Kline, 2011).



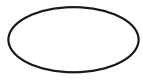



Variáveis observadas	Variáveis latentes (não observadas)	Relação de causa	Correlação ou covariância
 ou 	 ou 		

Figura 1: Símbolos para a criação de um diagrama de trajetória e suas descrições.

Para uma melhor compreensão de como esses componentes de representação visual são utilizados, a Figura 2 exemplifica um diagrama de trajetória de um modelo de equações estruturais. Segundo esse exemplo, os construtos, ou fatores, estão sendo representados com suas devidas formas circulares e estão sendo indicados pela letra “F”; as variáveis observadas representadas pelas formas retangulares e indicadas pela letra “V”; os erros de mensuração associados a cada variável observada indicados pela letra “E” e, sendo indicado pela letra “D”, o erro associado a uma variável dependente, ou distúrbio, também representados por formas circulares.

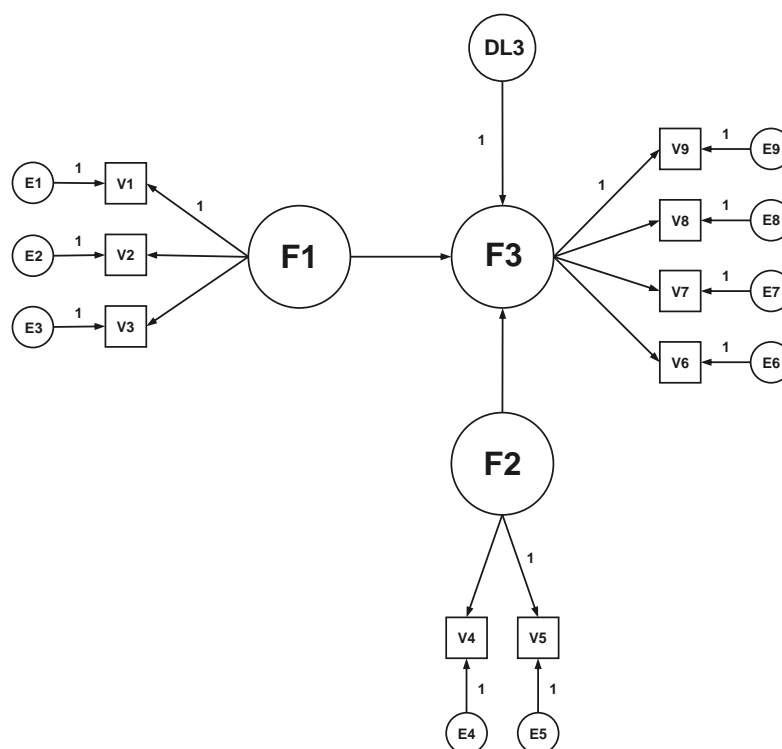


Figura 2: Exemplo adaptado de um diagrama de trajetória de um MEE (Pilati and Laros, 2007).

Os erros de um modelo de equações estruturais podem ser associados a variáveis observadas ou a construtos endógenos. No caso dos indicadores, um termo de erro representa a variância não explicada pelo fator, sendo que parte dessa variância não explicada ocorre devido a erros de mensuração aleatórios. Já para os construtos considerados variáveis dependentes, os resíduos representam a variância não explicada pelas variáveis explicativas no modelo. Os erros são muitas vezes representados explicitamente como variáveis latentes, isso se dá devido à necessidade de estimar a variâncias dos erros, mas essa representação explícita no diagrama de trajetória não é comum.

Equações que caracterizam os modelos de mensuração e estrutural também podem ser representadas explicitamente, segundo Pilati and Laros (2007), cada uma das setas representadas em um diagrama de caminhos podem ser descritas matematicamente como uma reta de regressão. Sendo assim, as equações que caracterizam o modelo apresentado na Figura 2 são:

- Modelo estrutural:

$$F3 = F1 + F2 + DL3;$$

- Modelo de mensuração:

$$V1 = F1 + E1;$$

$$V2 = F1 + E2;$$

$$V3 = F1 + E3;$$

$$V4 = F2 + E4;$$

$$V5 = F2 + E5;$$

$$V6 = F3 + E6;$$

$$V7 = F3 + E7;$$

$$V8 = F3 + E8;$$

$$V9 = F3 + E9.$$

2.4 Suposições do Modelo de Equações Estruturais

Assim como outras técnicas estatísticas, a Modelagem de Equações Estruturais possui pressupostos que devem ser assegurados para que a estimação do modelo não seja comprometida, a validação do modelo teórico e a fidedignidade dos resultados dependem do cumprimento dessas suposições.

Hair et al. (2005) menciona que pressupostos comuns em métodos multivariados, como independência das observações e linearidade das relações, se aplicam em MEE. Além disso, um diagnóstico a respeito da distribuição dos dados deve ser realizado ao utilizar métodos de estimação sensíveis a desvios de normalidade multi-

variada, como o método de Máxima Verossimilhança.

2.5 Etapas da Modelagem de Equações Estruturais

Diversos procedimentos devem ser conduzidos de forma ordenada para que um modelo de equações estruturais seja estimado de forma correta. Sendo assim, é necessário seguir uma estratégia de análise bem definida para garantir resultados consistentes.

2.5.1 Construção do modelo teórico

O levantamento de informações é essencial durante a etapa de construção de um modelo de equações estruturais. A partir de conteúdo advindo de pesquisas empíricas, experiências prévias e de teorias que fornecem perspectiva sobre o fenômeno em análise, um modelo teórico é construído e, posteriormente, testado para confirmar ou não a estrutura de relações proposta.

Na MEE, o embasamento teórico da pesquisa deve fornecer uma explicação consistente e abrangente do fenômeno, para, a partir, disso avaliar a importância relativa de vários conceitos na série de relações definidas. A intensidade e convicção com que o pesquisador pode assumir causalidade entre duas variáveis não repousam nos métodos analíticos escolhidos, mas na justificativa teórica fornecida para sustentar as análises (Hair et al., 2005).

Durante a definição de modelos teóricos, podem ocorrer omissão de variáveis preditoras fundamentais. Esta situação é denominada erro de especificação. Quando esse tipo de erro ocorre a avaliação da importância de outras variáveis fica prejudicada. Apesar disso, a intenção de incluir todas as variáveis deve ser equilibrada com as limitações práticas da MEE. Mesmo não existindo um limite teórico para o número de variáveis no modelo, deve-se preservar a parcimônia e reconhecer seus benefícios e os de modelos teoricamente concisos (Hair et al., 2005).

No contexto de modelagem, o objetivo da parcimônia não é minimizar o número de coeficientes ou maximizar o ajuste, mas maximizar a quantia de ajuste por coeficiente com o intuito de evitar modelos mais ajustados que o necessário, com coeficientes adicionais que atingem apenas pequenos ganhos de ajuste (Hair et al., 2005). Desta forma, levar em consideração a parcimônia do modelo teórico é imprescindível durante a sua construção.

2.5.2 Obtenção dos dados

Após a determinação do modelo teórico que será testado, o próximo passo da modelagem é obter os dados que serão utilizados na análise. Desta forma, o instrumento de medida, as variáveis que serão mensuradas e o tamanho da amostra devem ser definidos.

Existem dificuldades em definir um tamanho amostral mínimo para a aplicação da Modelagem de Equações Estruturais, pois diversos fatores influenciam no número de observações necessárias para uma estimação consistente. Segundo Kline (2011), uma boa forma de avaliar se o número de observações é suficiente para uma estimação confiável é verificando a relação entre o tamanho amostral e a complexidade do modelo, o ideal seria uma razão de no mínimo 20 observações para cada parâmetro estimado. Em termos absolutos, Hair et al. (2005) recomenda o uso de amostras com no mínimo 200 observações.

2.5.3 Especificação e identificação do modelo

Segundo Kline (2011), a especificação é a representação das hipóteses do estudo na forma de um modelo de equações estruturais. Esta é a etapa mais importante durante a MEE, pois todos os resultados posteriores assumem que o modelo de estruturas relacionais especificado está correto. O modelo inicial pode ser reespecificado posteriormente de acordo com resultados da modelagem, desde que os princípios de especificação sejam seguidos e que as mudanças sejam justificáveis teoricamente.

A identificação do modelo é baseada na capacidade computacional de realizar a estimação dos parâmetros. Essa capacidade depende do número de parâmetros a serem estimados e a quantidade de informação presente na matriz de variâncias e covariâncias amostral. O modelo especificado pode ser estimado caso a quantidade de valores conhecidos na matriz de variâncias e covariâncias amostral for maior ou igual ao número de parâmetros livremente estimados, caso contrário, o modelo é considerado subidentificado e não pode ser estimado. Quando o número de valores conhecidos na matriz de variâncias e covariâncias amostral for igual ao número de parâmetros livremente estimados, o modelo é exatamente identificado, o que impossibilita o cálculo das medidas de qualidade de ajuste, quando for maior, o modelo é sobreidentificado, e as medidas podem ser calculadas.

2.5.4 Estimação do modelo

O procedimento de estimação do modelo é baseado na comparação da matriz de variâncias e covariâncias observada na amostra e a determinada pela especificação do modelo. Os parâmetros do modelo especificado são estimados de forma que

se maximize a probabilidade de observar em uma amostra a estrutura correlacional proposta. Um modelo teórico é validado pelos dados uma vez que as duas matrizes apresentem variâncias e covariâncias numericamente semelhantes.

A estimação do modelo pode ser realizada com a utilização da matriz de correlações dos dados. Segundo Hair et al. (2005), o uso de correlações em vez de variâncias e covariâncias é adequado quando o objetivo da pesquisa é compreender o padrão de relação entre os construtos, mas não explicar sua variância total. Coeficientes obtidos a partir da matriz de correlação estão sempre em unidades padronizadas e variam entre -1 e 1, o que torna possível comparações diretas de coeficientes do modelo.

Diversos métodos podem ser utilizados para estimar os parâmetros de um modelo de equações estruturais. O método utilizado convencionalmente é o da Máxima Verossimilhança (ML - *Maximum Likelihood*), pois produz estimativas consistentes e não viesadas, entretanto, a suposição de normalidade multivariada deve ser satisfeita para seu uso. Quando esta suposição não é atendida, métodos como Mínimos Quadrados Ponderados (WLS - *Weighted Least Squares*) e Distribuição Assintótica Livre (ADF - *Assintotic Distribution Free*), que são menos exigentes quanto à normalidade, podem ser utilizados. Contudo, segundo Hox and Bechger (1998), a utilização do método ADF requer um tamanho amostral suficientemente grande, em geral, mais de 1.000 observações, e o método ML aplicado, quando a distribuição não é gaussiana, ainda apresenta boas estimativas na maioria das situações, desde que a amostra possua ao menos 400 observações.

2.5.5 Qualidade do ajuste do modelo

Existem inúmeros índices que mensuram o ajuste e adequação do modelo, isto é, quão bem o modelo teórico reproduz a estrutura de relações das variáveis observadas na amostra. Entre as medidas mais utilizadas:

- *Root Mean Square Error of Aproximation* (RMSEA) - um dos índices reconhecidos como mais explicativos para a avaliação de modelos que utilizam estruturas de covariâncias. O RMSEA mede a discrepância entre a matriz de covariâncias amostral e estimada, é sensível ao número de parâmetros estimados no modelo e leva em consideração o erro de aproximação na população. Segundo Kline (2011), valores inferiores a 0,05 indicam boa qualidade no ajuste.
- *Root Mean Square Residual* (RMR) - representa a raiz quadrada média dos resíduos e indica o valor absoluto médio dos resíduos das covariâncias. Valores menores que 0,10 indicam um bom ajuste do modelo.
- *Goodness-of-Fit Index* (GFI) - estima a proporção das covariâncias observadas

na matriz amostral que é explicada pelo modelo ajustado (Kline, 2011). Essa medida estima quanto o modelo teórico se ajusta comparado ao modelo nulo. O índice assume valores entre 0 e 1, resultados maiores que 0,90 indicam bom ajustamento.

- *Parsimony Goodness-of-Fit Index* (PGFI) - é uma adaptação de GFI que leva em consideração o número de parâmetros estimados no modelo teórico. Esse índice assume valores menores que o GFI, valores superiores a 0,60 já indicam bom ajuste.

Além dos índices apresentados, é possível realizar o teste χ^2 de ajustamento, que possui como hipótese nula a igualdade entre as matrizes de covariâncias amostral e estimada. A utilização deste teste não é muito comum devido a sua sensibilidade com o tamanho amostral, contudo, a estatística χ^2 é sempre avaliada durante a modelagem.

3 Metodologia

3.1 Estruturação do banco de dados

Para realizar o presente estudo, microdados provenientes do SAEB 2015 de alunos do 9º ano do Ensino Fundamental foram utilizados. A escola foi definida como unidade de análise, sendo que foram avaliadas apenas escolas públicas localizadas na região Centro-Oeste.

Alguns critérios de inclusão na pesquisa foram definidos para garantir a qualidade da base de dados, sendo que entraram na análise apenas as escolas com ao menos 20 alunos presentes na Prova Brasil e cadastrados no Censo Escolar e escolas onde os diretores participaram da pesquisa. Esses critérios foram implementados principalmente devido à necessidade de recalcular algumas variáveis para que fossem mensuradas no nível da escola. Após a realização desse delineamento, foram observadas 1.970 escolas no banco de dados final.

3.2 Determinação dos construtos e das variáveis mensuráveis

Visto que o principal objetivo deste estudo é analisar fatores associados ao desempenho e ao fluxo escolar, foi preciso determinar quais construtos seriam relevantes nesse contexto de análise. A partir de resultados da pesquisa bibliográfica sobre eficácia escolar no Brasil realizada por Karino (2016), foram definidos como construtos de interesse: capital socioeconômico, infraestrutura escolar e nível de violência.

A seleção das variáveis para mensurar os fatores de interesse foi realizada primeiramente com os construtos endógenos, desempenho e fluxo escolar. Após isso, variáveis que iriam formar os outros construtos foram selecionadas com base em resultados de análises descritivas e análise de correlação com os indicadores relacionados ao desempenho e fluxo escolar. A partir dos resultados dessas análises, de embasamento teórico e conteúdo adquirido a respeito do contexto de avaliação educacional, foram definidas as variáveis mensuráveis que restavam para compor o modelo. Na Tabela 1 estão listadas as variáveis selecionadas para análise e seus construtos de referência.

Tabela 1: Definição das variáveis relacionadas ao construtos do estudo.

Construto	Variável	Definição
Desempenho escolar	NTLP	Proficiência média em língua portuguesa
	NTMT	Proficiência média em matemática
Fluxo escolar	REPR	Percentual de alunos que nunca reprovaram
	ABAN	Percentual de alunos que nunca abandonaram o ano letivo
Capital socioeconômico	CSE1	Percentual de alunos cujas mães concluíram o Ensino Médio
	CSE2	Número médio de televisões em cores por aluno
	CSE3	Número médio de aparelhos de videocassete e/ou DVD por aluno
	CSE4	Número médio de geladeiras por aluno
	CSE5	Número médio de freezers embutidos (parte da geladeira duplex) por aluno
	CSE6	Número médio de freezers separados da geladeira por aluno
	CSE7	Número médio de máquinas de lavar roupa por aluno
	CSE8	Número médio de carros por aluno
	CSE9	Número médio de computadores por aluno
Infraestrutura escolar	INF1	Existência e condições da biblioteca
	INF2	Existência e condições da sala de leitura
	INF3	Existência e condições da quadra de esportes
	INF4	Existência e condições do laboratório de informática
	INF5	Existência e condições do laboratório de ciências
	INF6	Existência e condições do auditório
Nível de violência	VIO1	Agressão verbal ou física de alunos a professores/funcionários da escola
	VIO2	Agressão verbal ou física de alunos a outros alunos da escola
	VIO3	Diretor foi vítima de atentado à vida
	VIO4	Diretor foi ameaçado por algum aluno
	VIO5	Diretor foi vítima de furto
	VIO6	Diretor foi vítima de roubo
	VIO7	Alunos frequentaram a escola sob efeito de bebida alcoólica
	VIO8	Alunos frequentaram a escola sob efeito de drogas ilícitas
	VIO9	Alunos frequentaram a escola portando arma branca
	VIO0	Alunos frequentaram a escola portando arma de fogo

As variáveis relacionadas aos construtos desempenho escolar, fluxo escolar e capital socioeconômico foram obtidas a partir das respostas do questionário aplicado aos alunos no SAEB e a partir dos resultados de proficiência da Prova Brasil. As variáveis relacionadas à infraestrutura escolar foram obtidas através das respostas do questionário aplicado às escolas e as variáveis relacionadas ao nível de violência através das respostas do questionário aplicado aos diretores.

3.3 Modelos iniciais

Após a definição dos construtos e da seleção das variáveis, foi possível representar o conteúdo teórico definido anteriormente em um modelo de mensuração inicial. Esse modelo, ilustrado na Figura 3, é constituído de 5 construtos e 29 variáveis mensuráveis, os erros relacionados a cada variável observada não estão representados explicitamente.

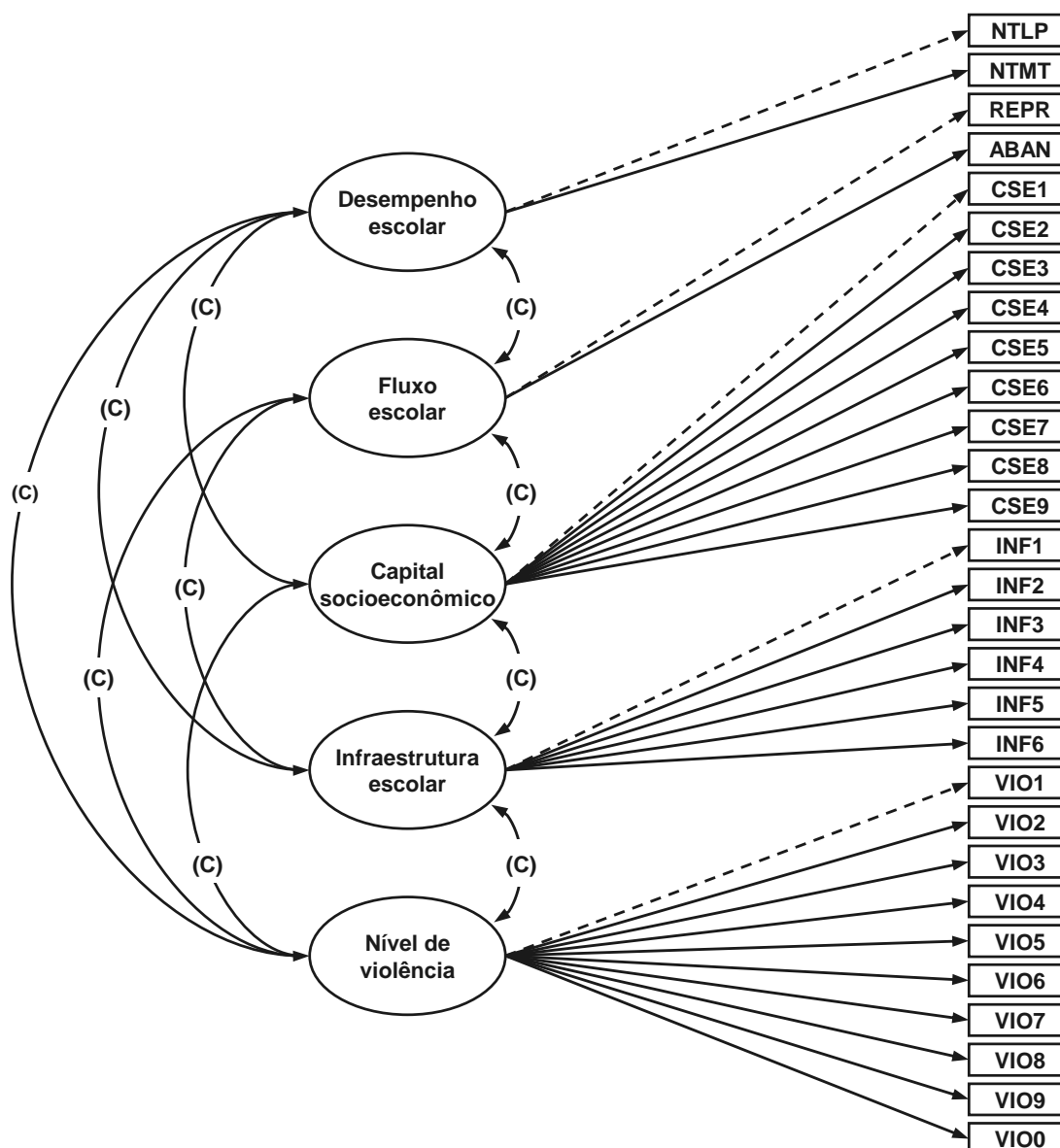


Figura 3: Modelo de mensuração inicial.

O modelo de mensuração inicial deve ser estimado para avaliar se as variáveis observadas estão aferindo os construtos adequadamente. Após a estimação do modelo, sua qualidade do ajuste deve ser examinada, caso existam problemas de ajuste,

alterações no modelo podem ser realizadas a partir de resultados de índices de modificação. Esses índices correspondem a uma aproximação de quanto a estatística χ^2 seria reduzida caso um parâmetro fixo passasse a ser estimado livremente no modelo. As alterações no modelo sempre devem ser realizadas com suporte de um embasamento teórico sobre o fenômeno estudado.

Caso se encontre uma boa adequação do modelo de mensuração estimado, é possível definir o modelo estrutural inicial.

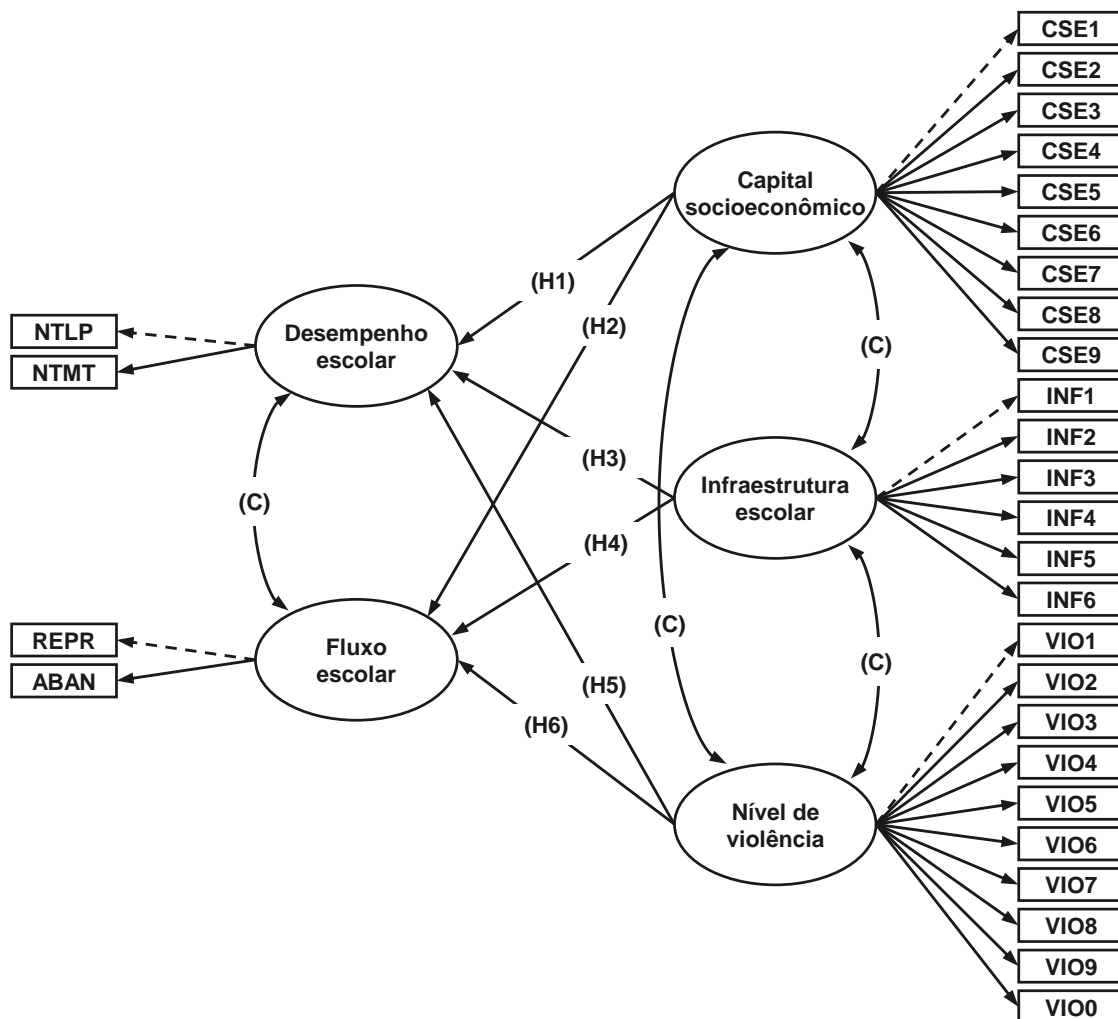


Figura 4: Modelo estrutural inicial.

Sendo assim, a partir do modelo estrutural inicial, foram definidas as seguintes hipóteses a sobre as relações existentes entre os construtos:

- H_1 : O capital socioeconômico está relacionado positivamente com o desempenho escolar;
- H_2 : O capital socioeconômico está relacionado positivamente com o fluxo escolar;

- H_3 : A infraestrutura escolar está relacionada positivamente com o desempenho escolar;
- H_4 : A infraestrutura escolar está relacionada positivamente com o fluxo escolar;
- H_5 : O nível de violência está relacionado negativamente com o desempenho escolar;
- H_6 : O nível de violência está relacionado negativamente com o fluxo escolar.

Desempenho e fluxo escolar serão os construtos dependentes do modelo, cada um sob influência dos construtos independentes: capital socioeconômico, infraestrutura escolar e nível de violência. Testa-se, então, a validade e ajuste do modelo estrutural, assim como hipóteses apresentadas sobre as relações entre os construtos.

As análises dos dados do estudo foram realizadas utilizando o *software* R versão 3.4.2 (28 de setembro de 2017)³. Em específico, o pacote lavaan⁴ foi utilizado durante todas as etapas da Modelagem de Equações Estruturais.

Decidiu-se utilizar a matriz de correlações para estimar os parâmetros dos modelos. Apenas dados completos foram considerados para o cálculo da matriz de correlações, dessa forma, cerca de 6,8% dos casos foram retirados do banco de dados pelo método *listwise*, restando ao final 1.836 observações.

A estimação dos modelos foi realizada pelo método de Máxima Verossimilhança, uma vez que a amostra utilizada é grande o suficiente para prover estimativas consistentes para os parâmetros, mesmo que existam desvios na suposição de normalidade multivariada.

³ Copyright © 2017 The R Foundation for Statistical Computing.

⁴ Latent Variable Analysis versão 0.6-1.

4 Resultados

4.1 Análise descritiva

O conjunto de variáveis selecionado para aferir os construtos de interesse passou por análises exploratórias descritivas e de associação. A partir dos resultados dessas análises, informações pertinentes a respeito do perfil das escolas e dos fatores associados ao contexto educacional foram obtidas. Desta forma, apresentam-se a seguir os resultados dessas análises.

4.1.1 Desempenho escolar

Para realizar um estudo a respeito do desempenho escolar, foram analisadas variáveis que mensuraram a proficiência dos alunos em língua portuguesa e matemática na Prova Brasil em 2015. Ambas as variáveis foram calculadas como a nota média da escola, originalmente as notas individuais estavam em uma escala com média 0 e desvio padrão 1. A seguir são apresentados resultados de medidas resumo e suas interpretações.

Tabela 2: Medidas resumo das variáveis relacionadas ao desempenho escolar.

Variável	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Mediana	Máximo
(NTLP) Língua portuguesa	0,032	0,312	-1,269	0,043	1,180
(NTMT) Matemática	0,072	0,290	-0,770	0,049	1,649

Constata-se que a nota média em Matemática é mais de duas vezes maior que a nota média em Língua Portuguesa. Em relação às notas medianas, os resultados foram bem similares, existe diferença apenas na terceira casa decimal. As notas mínima e máxima são maiores em Matemática que em Língua Portuguesa.

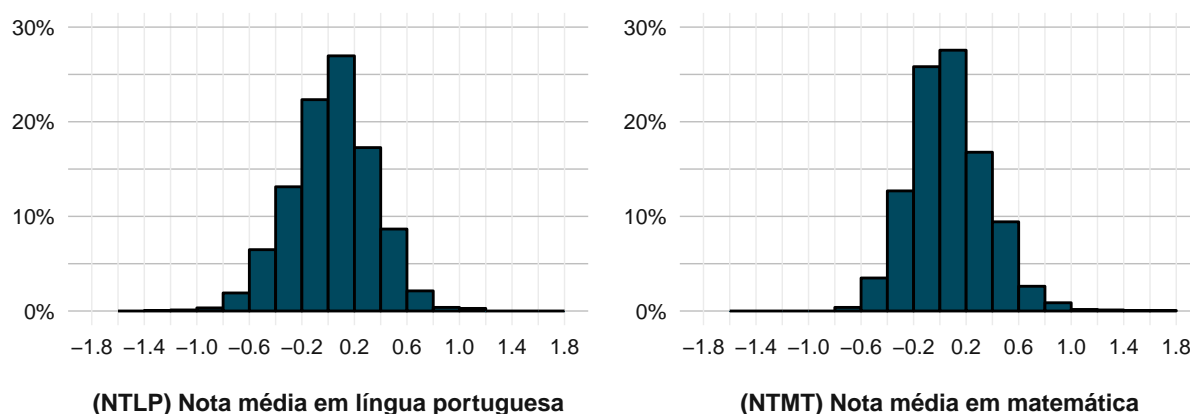


Figura 5: Distribuições de frequência das notas médias em língua portuguesa e matemática.

A partir dos histogramas das notas, percebe-se que essas variáveis possuem formatos de distribuições parecidos. Ambas distribuições aparentam ser relativamente simétricas, médias e medianas com valores próximos também indicam isso. Em relação à curtose, as notas possuem formato mais leptocúrtico que o esperado caso seguissem uma distribuição de probabilidade Normal.

4.1.2 Fluxo escolar

Um aspecto importante a respeito do percurso acadêmico dos estudantes é a reprovação escolar. Um aluno é reprovado quando não alcança os requisitos mínimos de desempenho nas avaliações e projetos ou presença durante as aulas. Quando isso ocorre o aluno deve repetir a série/ano escolar para tentar novamente alcançar os requisitos de aprovação. Devido a essa característica, a reprovação é um dos principais motivos para o atraso escolar. A variável utilizada neste estudo para mensurar esse aspecto é o percentual de alunos que declararam nunca terem sido reprovados.

Outro aspecto importante da trajetória acadêmica é o abandono escolar. Neste caso, foi considerado que o estudante cometeu abandono escolar caso já tenha se afastado da escola durante o período letivo e ficado fora durante o resto do ano. A evasão escolar foi mensurada como o percentual de estudantes que declararam nunca terem abandonado o ano letivo.

Tabela 3: Medidas resumo das variáveis relacionadas ao fluxo escolar.

Variável	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Mediana	Máximo
(REPR) Não reprovação	72,76%	13,36%	10,53%	73,01%	100,0%
(ABAN) Não abandono	93,33%	4,98%	33,33%	94,29%	100,0%

Em média 72,8% dos estudantes das escolas analisadas nunca reprovaram e metade das escolas possuem um percentual de reprovação maior que 27%. Foram observadas escolas em que nenhum aluno foi reprovado em sua trajetória acadêmica e 89,5% foi o maior percentual de reprovação observado.

O percentual de não abandono escolar médio observado é de 93,3%, sendo que metade das escolas apresentam um percentual maior que 94,3%. A escola em que dois terços de seus alunos afirmou já ter cometido abandono é a escola com maior percentual observado.

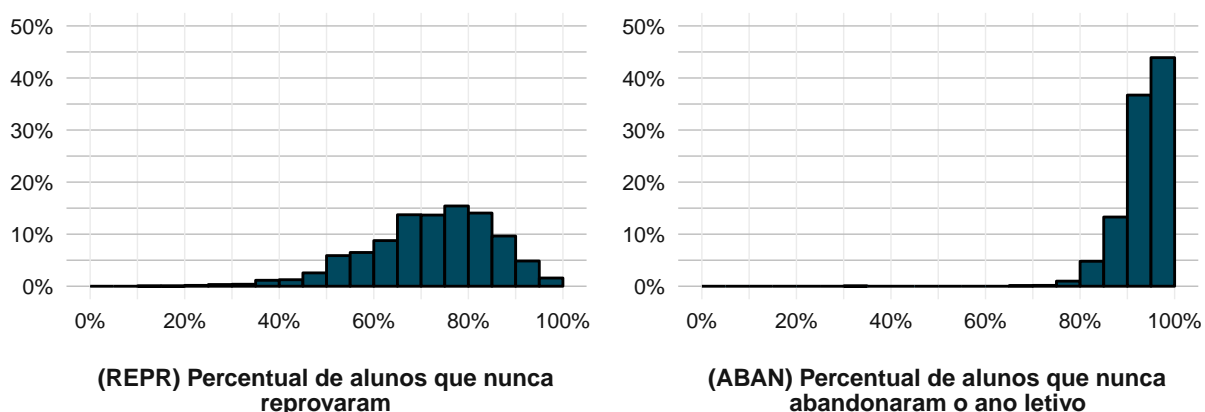


Figura 6: Distribuições de frequência dos percentuais de alunos que nunca reprovaram e que nunca abandonaram o ano letivo.

A partir da análise dos histogramas da Figura 6, constata-se que as distribuições do percentual de não reprovação apresenta assimetria à esquerda. Em relação à forma, a curtose do percentual de reprovação possui semelhança com a de uma distribuição normal, mas com um leve achatamento.

Observa-se no histograma do percentual de alunos que nunca abandonaram o ano letivo uma grande assimetria à direita. Há uma grande concentração de observações maiores que 80% e os valores observados na cauda são pontos discrepantes. A distribuição de frequências desta variável não apresenta similaridade com uma distribuição Normal.

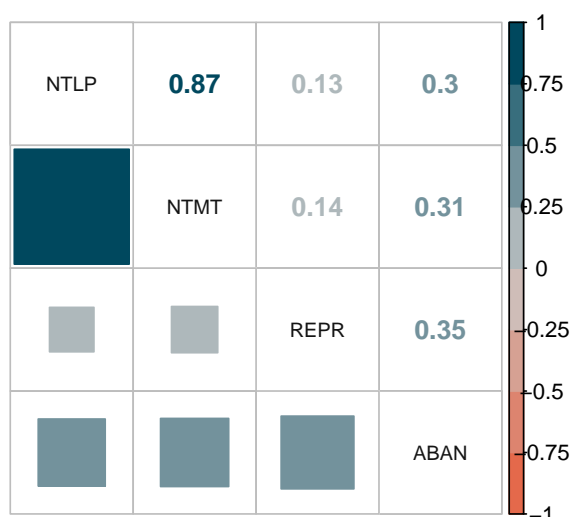


Figura 7: Coeficientes de correlação de postos de Spearman entre as variáveis relacionadas ao desempenho e ao fluxo escolar.

Para avaliar a associação entre as variáveis de desempenho e fluxo escolar, o coeficiente de correlação de postos de Spearman foi calculado, os resultados podem ser vistos na Figura 7. Os coeficientes indicam correlação positiva entre as variáveis, destacando-se a associação entre as notas média em língua portuguesa e matemática que é muito alta. O percentual de alunos que nunca reprovaram apresenta baixa associação com as proficiências médias e associação moderada com percentual de alunos que nunca abandonaram o ano letivo. A variável de abandono escolar apresenta correlação moderada com todas as variáveis analisadas.

4.1.3 Capital socioeconômico

Variáveis que medem a escolaridade das mães e o número de bens materiais que os alunos possuem em casa foram utilizadas para medir o capital socioeconômico dos estudantes. Com objetivo de mensurar essas variáveis no nível da escola, a escolaridade das mães foi mensurada como o percentual de alunos cujas mães concluíram o Ensino Médio. Em relação às outras variáveis, foi realizado a média de bens por aluno.

Tabela 4: Medidas resumo das variáveis relacionadas capital socioeconômico.

Variável	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Mediana	Máximo
(CSE1) Escolaridade da mãe	48,08%	15,67%	0,00%	47,56%	96,62%
(CSE2) Televisão em cores	1,690	0,279	0,375	1,689	2,881
(CSE3) Videocassete e/ou DVD	0,997	0,150	0,161	1,000	1,556
(CSE4) Geladeira	1,180	0,085	0,469	1,174	1,550
(CSE5) Freezer embutido	0,831	0,147	0,158	0,833	1,316
(CSE6) Freezer separado	0,343	0,160	0,000	0,312	1,200
(CSE7) Máquina de lavar	1,007	0,163	0,238	1,020	1,550
(CSE8) Carro	0,802	0,217	0,095	0,794	1,806
(CSE9) Computador	0,903	0,288	0,048	0,876	2,599

O percentual médio de mães que concluíram o Ensino Médio é de 48,1%, sendo que metade das escolas possuem um percentual menor que 47,6%. Observa-se escolas em que nenhuma das mães chegou a concluir o Ensino Médio e a escola com o maior percentual de mães com Ensino Médio completo apresenta valor de 96,7%.

Em relação às variáveis do número médio de bens por aluno, as médias e medianas apresentaram valores similares para todas as variáveis.

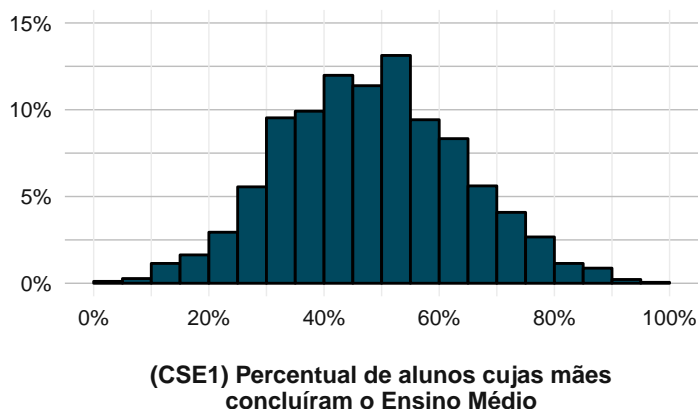


Figura 8: Distribuição de frequência da escolaridade da mãe.

Percebe-se através do histograma da escolaridade da mãe, forma e achatamento muito similares aos de uma distribuição de probabilidade Normal. Além disso, a distribuição aparenta ser simétrica.

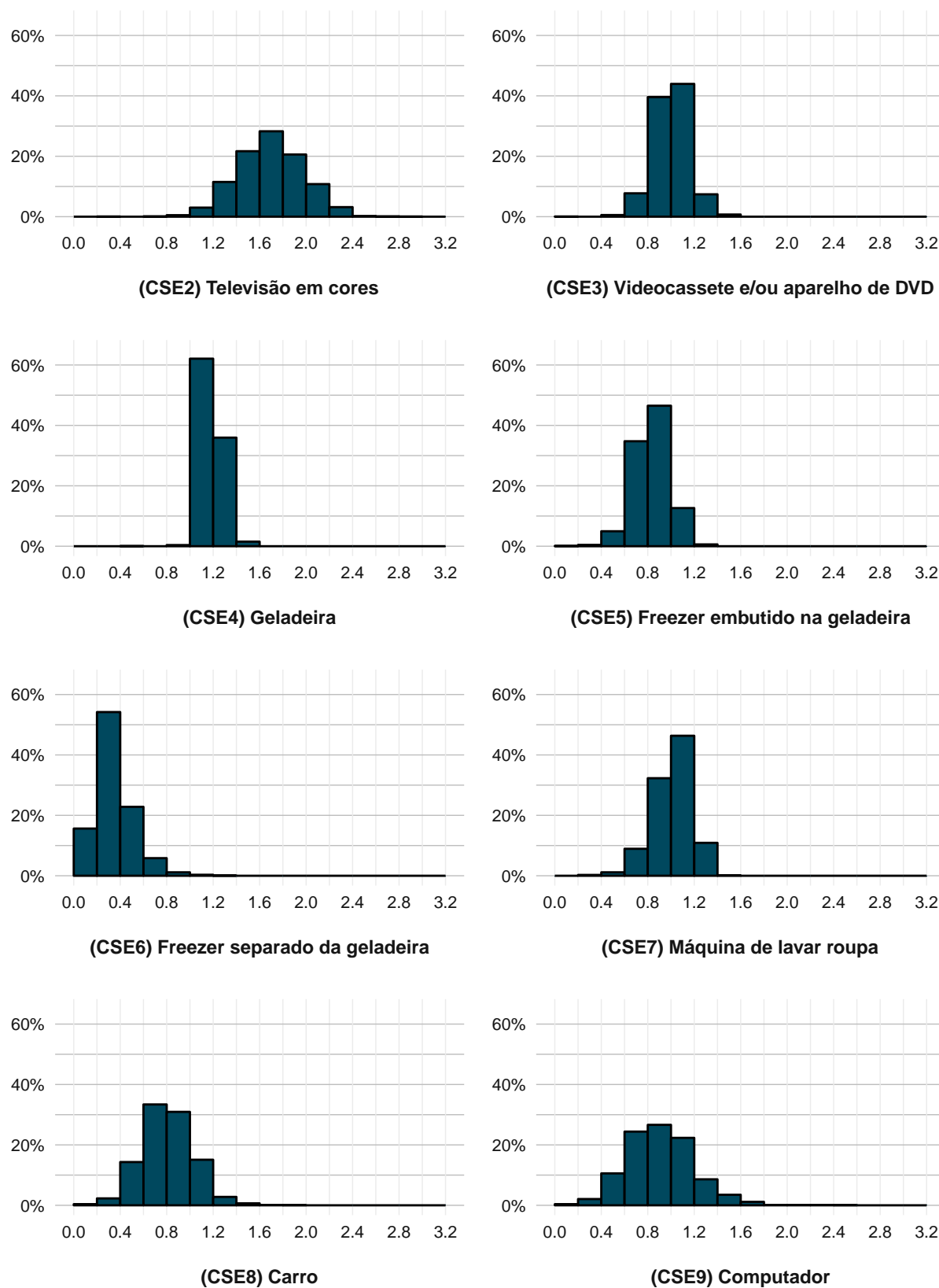


Figura 9: Histogramas do número médio de bens materiais por aluno.

Ao analisar os histogramas da Figura 9, nota-se que as distribuições do número médio de televisões em cores, carros e computadores por aluno apresentam simetria e achatamento próximos aos de uma distribuição de probabilidade Normal. O número médio de geladeiras apresenta dispersão muito pequena, com quase todas as observações assumindo valores entre 1 e 1,4. O número médio de freezers separados da geladeira apresenta valores baixos, sendo 1,2 o máximo observado.

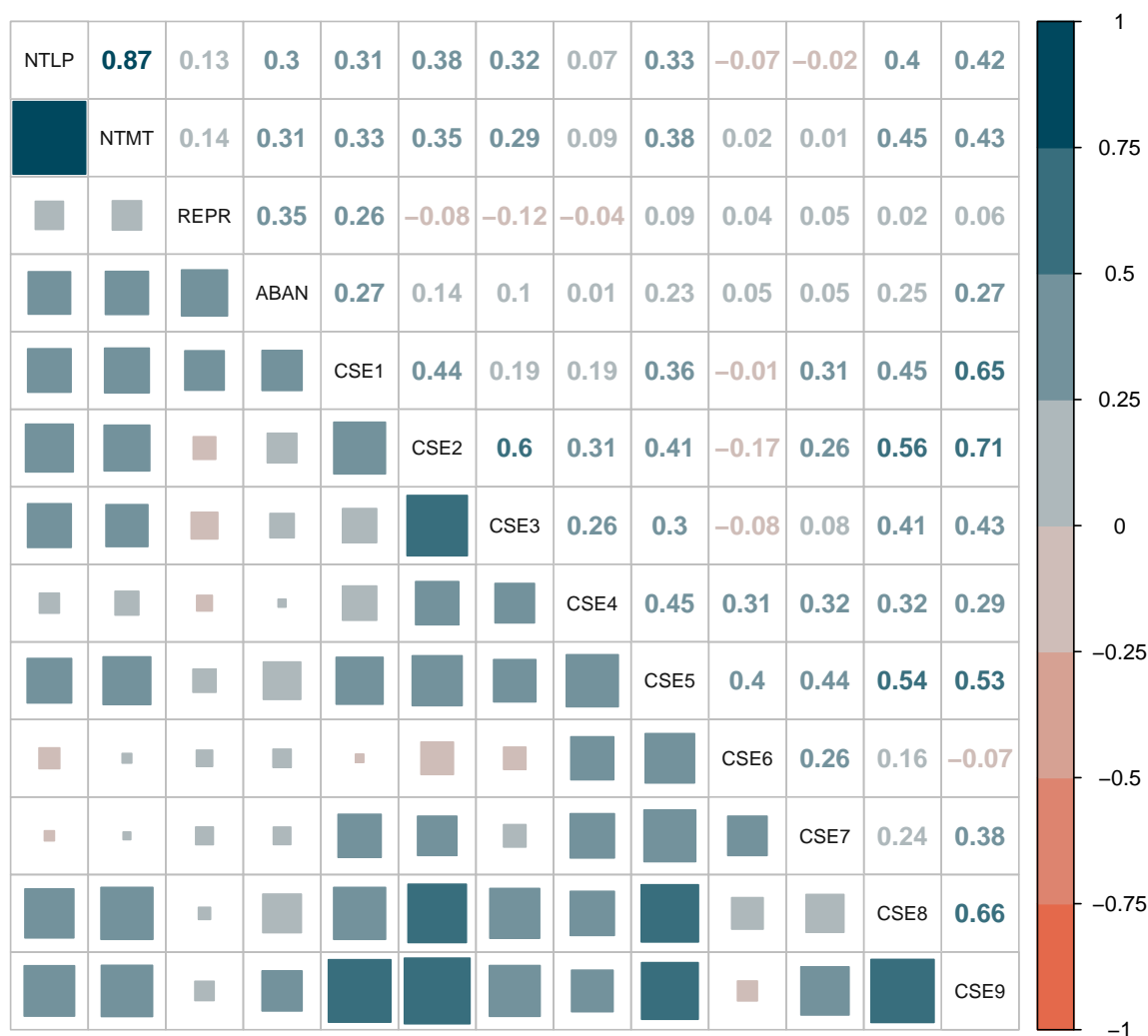


Figura 10: Coeficientes de correlação de postos de Spearman entre as variáveis relacionadas ao desempenho, fluxo e capital socioeconômico.

Nota-se correlações moderadas e altas entre as variáveis relacionadas ao capital socioeconômico, o que é um indicativo de unidimensionalidade. Apenas a variável do número de freezers separados da geladeira (CSE6) apresenta resultados destoantes, possuindo associação negativa com algumas variáveis. A maioria das correlações entre as proficiências em língua portuguesa (NTLP) e matemática (NTMT) apresentaram valores acima de 0,3, o que indica associação positiva moderada. Os percentuais

de alunos que nunca reprovaram (REPR) e que nunca abandonaram (ABAN) apresentaram correlações baixas com as variáveis relacionadas ao capital socioeconômico, as associações mais fortes ocorreram com as variáveis de escolaridade da mãe (CSE1), número médio de carros (CSE8) e número médio de computadores (CSE9).

4.1.4 Infraestrutura escolar

Para mensurar as características de infraestrutura escolar, foram selecionadas variáveis referentes a existência e qualidade de espaços físicos nas escolas com base no estudo de Neto et al. (2013).

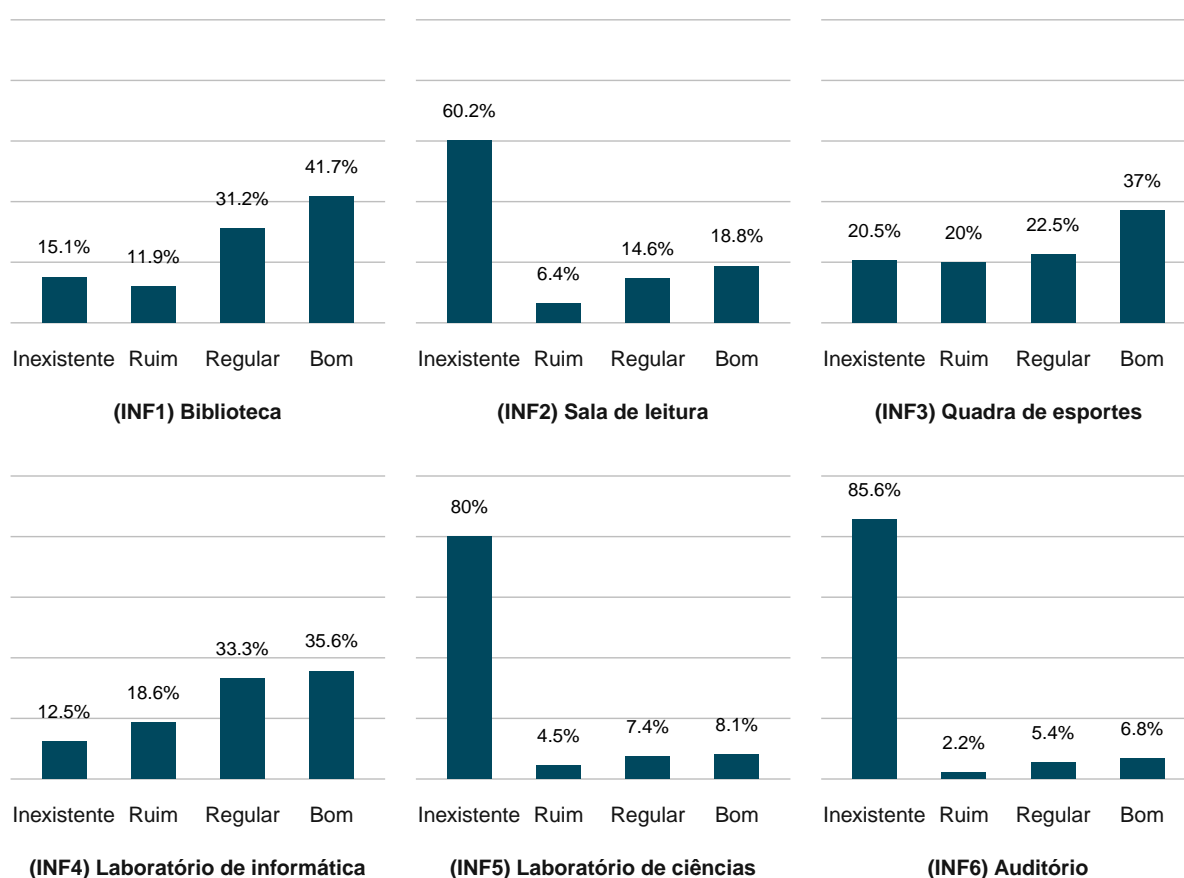


Figura 11: Distribuições de frequência das variáveis relacionadas à infraestrutura escolar.

Sala de leitura, laboratório de ciências e auditório não foram muito observados, sendo identificados como inexistentes em 60,2%, 80% e 85,6% das escolas, respectivamente. Biblioteca foi o espaço melhor classificado, avaliado com boa qualidade em 41,7% das escolas. Em seguida, têm-se quadra de esportes e laboratório de informática, considerados com boa qualidade em 37% e 35,6% das observações.

As variáveis de infraestrutura foram representadas de forma numérica para se-

rem incluídas na análise. A representação se deu de forma que 0 foi atribuído para a categoria “Inexistente”, 1 para “Ruim”, 2 para “Regular” e 3 para “Bom”.

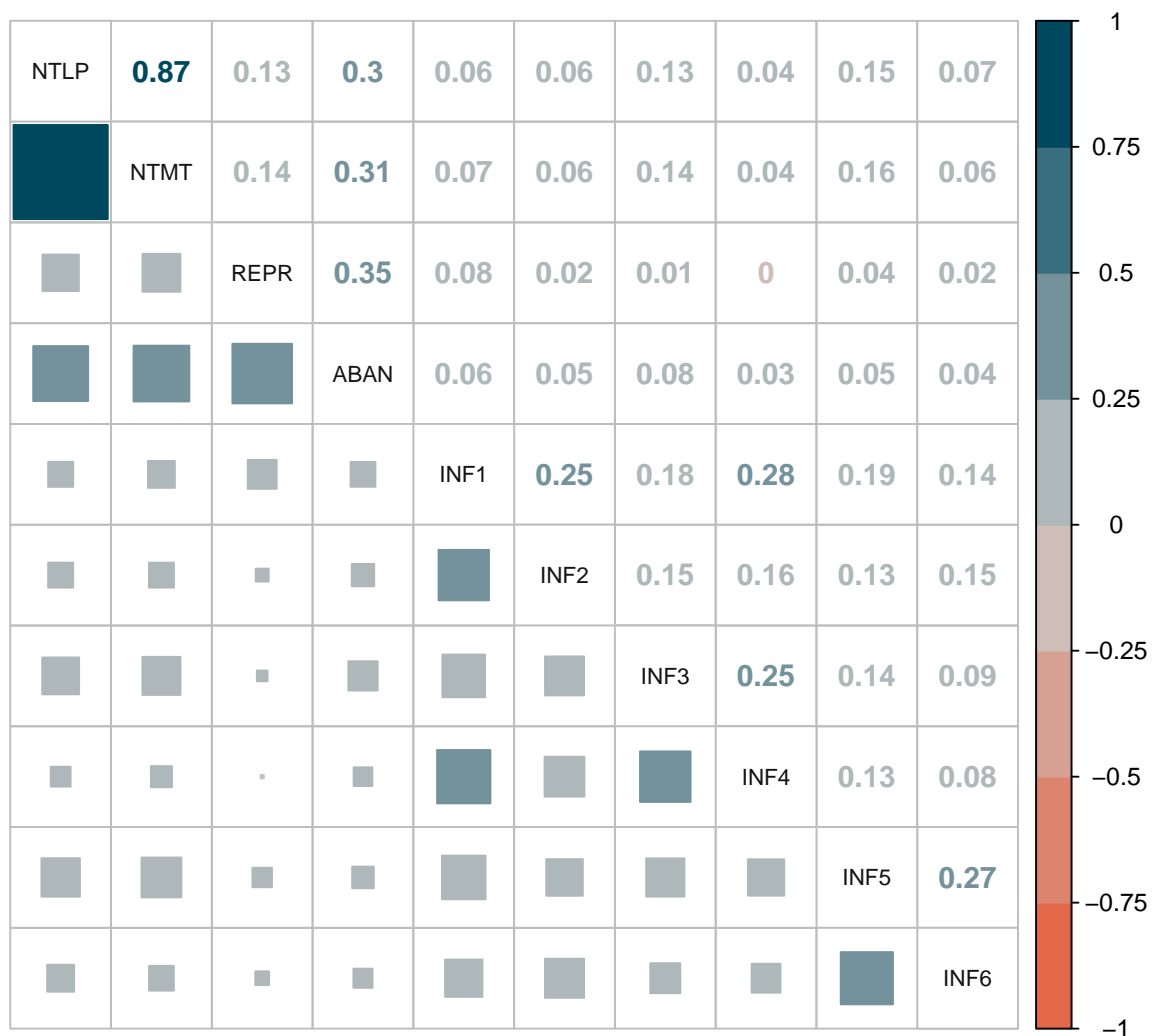


Figura 12: Coeficientes de correlação de postos de Spearman entre as variáveis relacionadas ao desempenho, fluxo e infraestrutura escolar.

Todas as correlações entre as variáveis de infraestrutura escolar foram positivas e baixas, sendo que nenhuma foi maior que 0,3. As associações resultantes ao comparar as variáveis de desempenho e fluxo escolar com as de infraestrutura foram positivas, mas também foram fracas, sendo que nenhum coeficiente assumiu valor maior que 0,2.

4.1.5 Nível de violência

As variáveis selecionadas para mensurar o nível de violência nas escolas medem se os diretores já presenciaram ao menos uma vez ou não certas situações e conflitos durante o ano de análise.

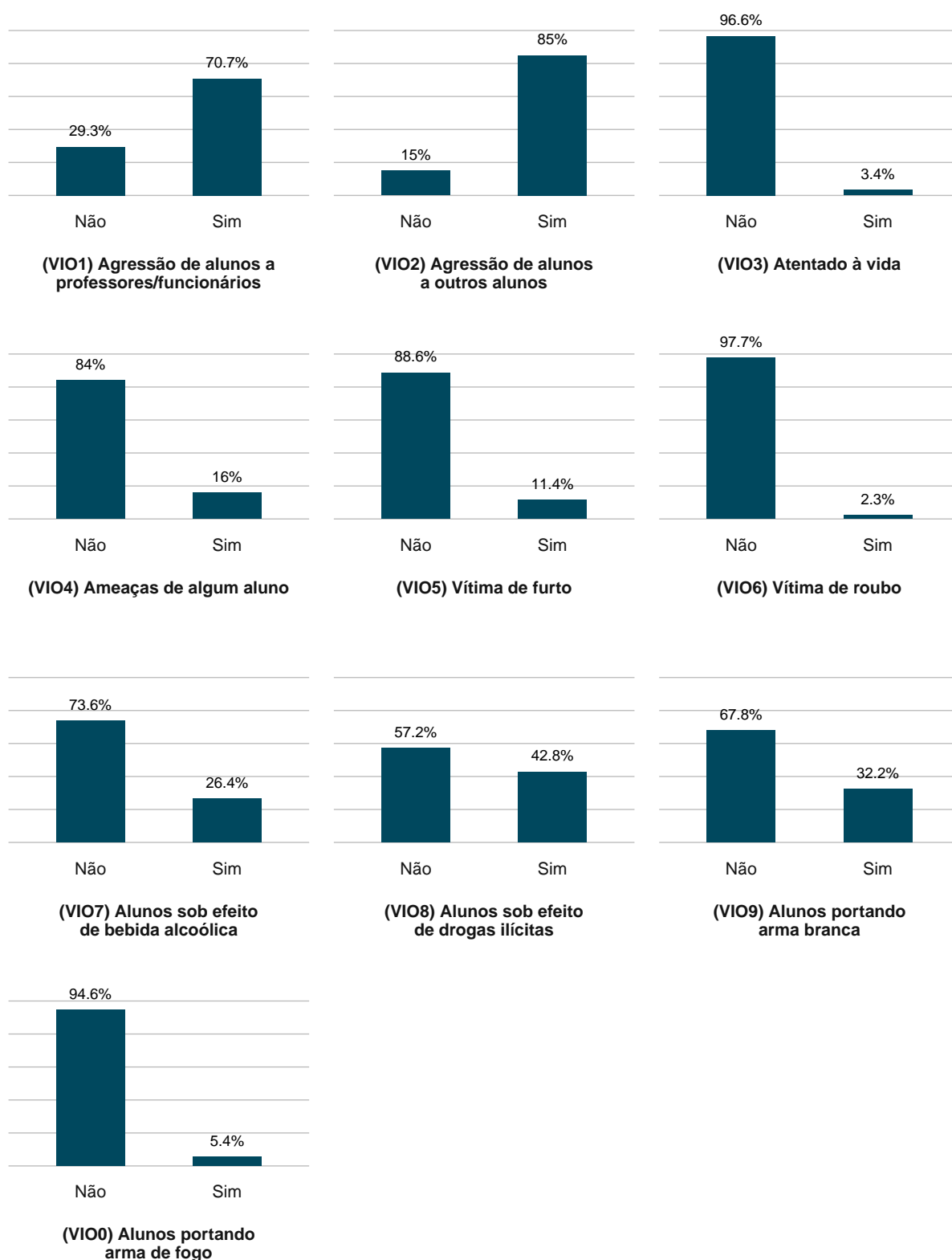


Figura 13: Distribuições de frequência das variáveis relacionadas ao nível de violência.

As situações relacionadas a violência que mais ocorreram, segundo a visão dos diretores, foram agressão de alunos a outros alunos (85%), agressão de alunos

a professores ou funcionários (70,7%), alunos frequentando a escola sob efeito de drogas ilícitas (42,8%) e alunos portando arma branca (32,2%). Diretores que foram vítimas de roubo, que sofreram atentado à vida e alunos portando arma de fogo foram as situações menos observadas, acontecendo em apenas 2,3%, 3,4% e 5,4% das escolas.

Para serem incluídas na análise, as variáveis foram representadas de forma binária, com a categoria “Sim” assumindo valor 1 e “Não” assumindo valor 0. Por motivos operacionais o coeficiente de correlação de postos de Spearman foi utilizado mesmo não sendo o mais adequado para calcular associações entre variáveis binárias.

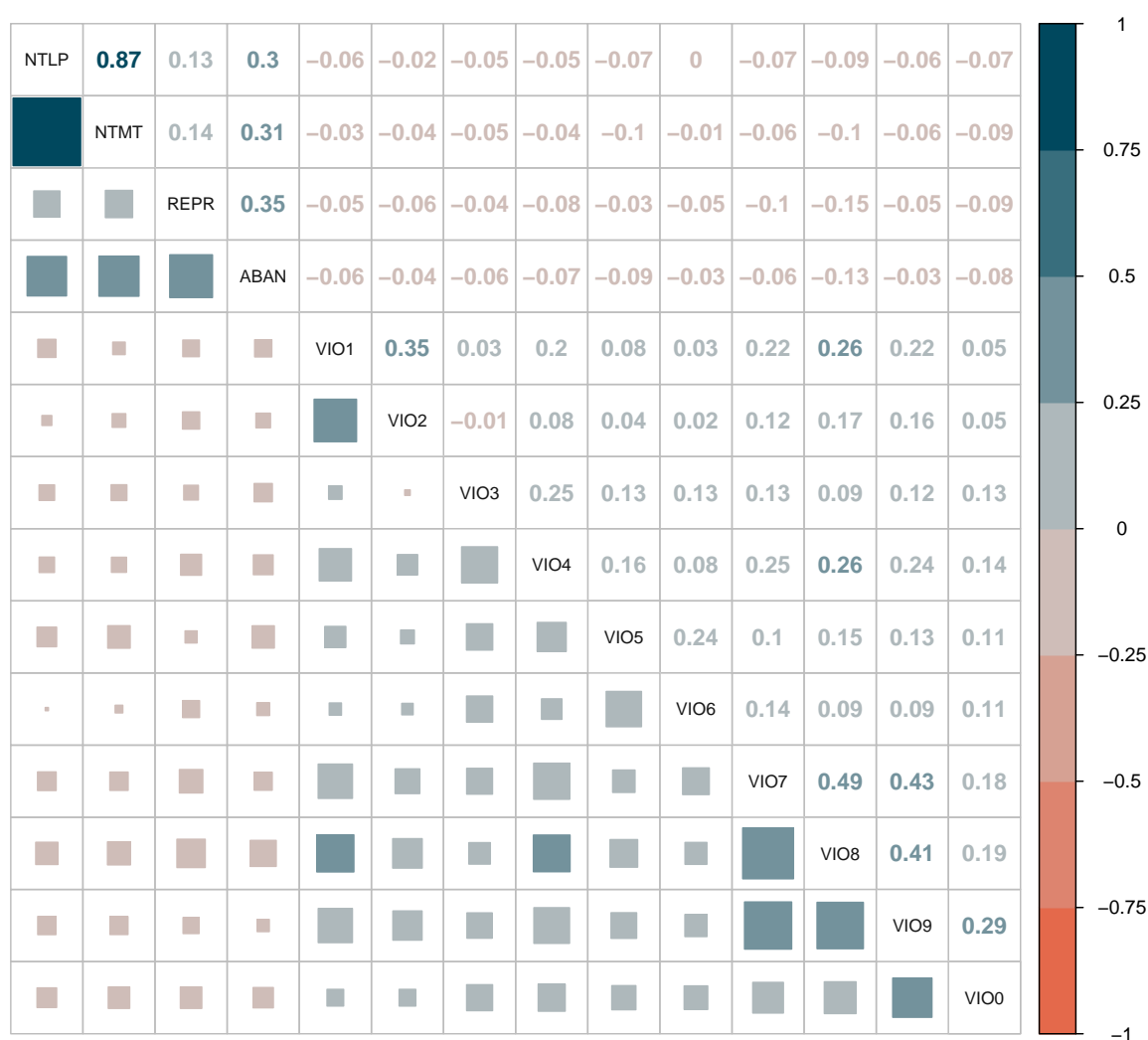


Figura 14: Coeficientes de correlação de postos de Spearman entre as variáveis relacionadas ao desempenho, fluxo e nível de violência.

As correlações entre as variáveis do nível de violência foram, em geral, baixas. Destacam-se as associações entre as variáveis que mensuram agressão (VIO1 e VIO2), estudantes sob efeito de álcool (VIO7), sob efeito de drogas (VIO8) e por-

tando de arma branca (VIO9). Agressão de alunos a outros alunos (VIO2) e atentado à vida (VIO3) possuem correlação negativa, mas seu valor é muito próximo de zero. Todas as associações resultantes ao comparar as variáveis de desempenho e fluxo escolar com as de nível de violência foram negativas e muito fracas.

4.2 Modelagem de Equações Estruturais

Um modelo de equações estruturais foi proposto com objetivo de analisar os fatores associados ao desempenho e ao fluxo escolar de alunos do 9º ano de escolas públicas do Centro-Oeste. Seguindo as etapas de uma MEE, primeiramente será testada a adequação do modelo de mensuração inicial.

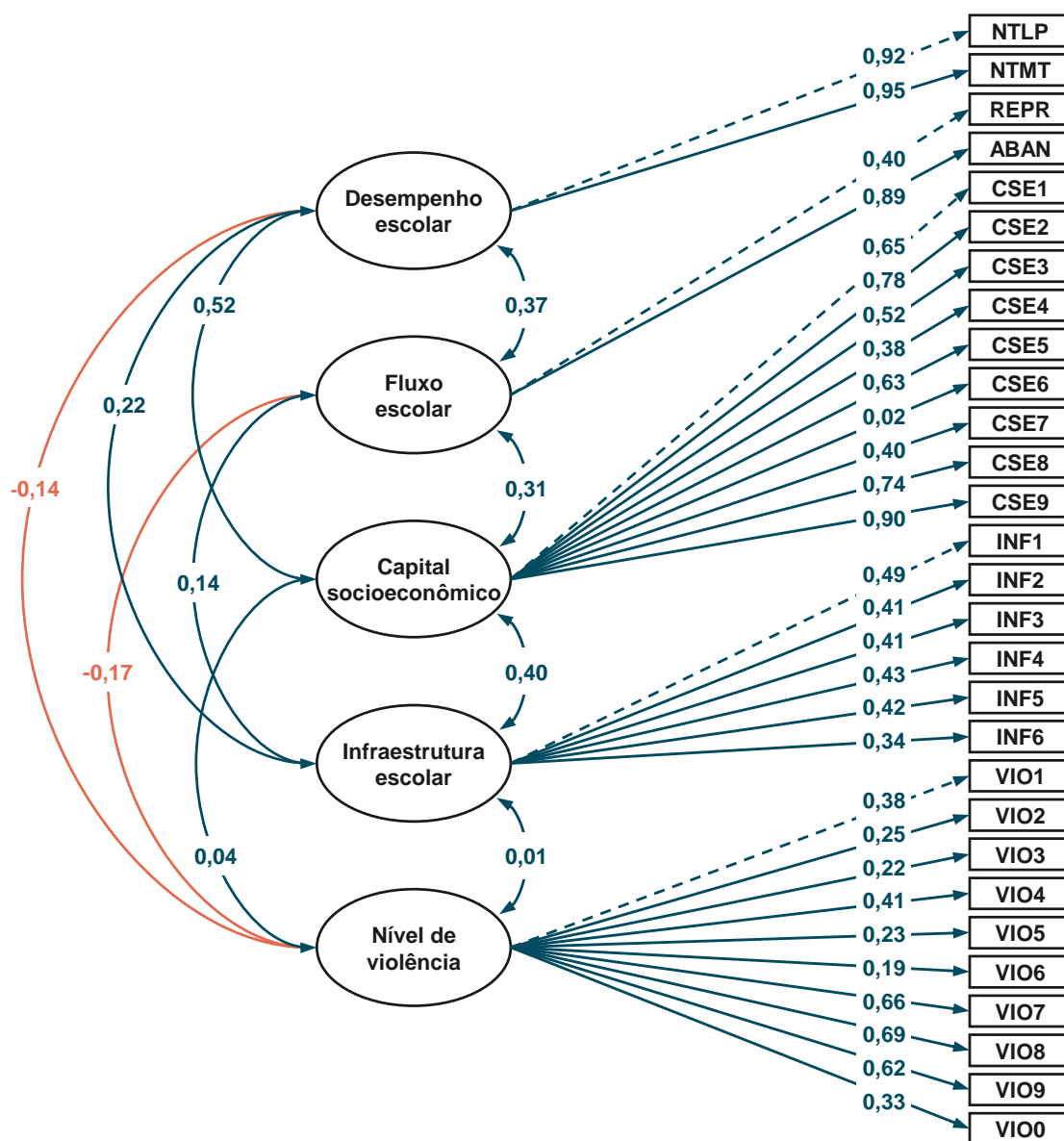


Figura 15: Modelo de mensuração inicial com coeficientes padronizados.

A partir dos resultados das estimações, verificou-se que capital socioeconômico possui correlações positivas moderadas com desempenho, fluxo e infraestrutura escolar. Em relação às correlações entre infraestrutura, desempenho e fluxo escolar, todas são positivas e apresentam valores baixos. Nível de violência apresenta correlações negativas com desempenho e fluxo escolar, ou seja, quanto maior o nível de violência nas escolas menor o desempenho e pior o fluxo escolar dos alunos. Além disso, nível de violência possui correlações não significativas com infraestrutura escolar e capital socioeconômico.

No modelo estimado, a variável do número médio de freezers separados da geladeira (CSE6) não foi significativa para aferir o construto de capital socioeconômico ($\alpha = 5\%$, p-valor = 0,40).

Tabela 5: Índices de ajuste do modelo de mensuração inicial.

Índice de ajuste	Valor de referência	Valor do modelo
RMSEA	< 0,10	0,072
RMR	< 0,10	0,061
GFI	> 0,90	0,859
PGFI	> 0,60	0,725

Verifica-se que, mesmo sendo o primeiro modelo a ser testado, o modelo de mensuração inicial apresentou qualidade satisfatória em seu ajustamento. Com exceção do índice GFI, todas as medidas utilizadas para avaliar o ajuste do modelo assumiram valores dentro da faixa de referência.

Tendo em vista os resultados anteriores, um novo modelo, sem a variável CSE6, foi estimado. Os resultados dessa nova estimação podem ser vistos na Figura 16. As cargas fatoriais e correlações entre os construtos estimadas no novo modelo apresentaram valores similares aos do modelo inicial, o que indica consistência das estimações. Todos os indicadores foram significativos para a mensuração dos construtos, não havendo a necessidade de retirar outras variáveis do modelo.

Nota-se, ao analisar a Tabela 6, uma melhora nos índices de ajuste em relação ao modelo inicial. Novamente, apenas o índice GFI não atingiu valores dentro da faixa de referência.

Com o intuito de melhorar o ajuste, índices de modificação foram calculados para determinar se existem relações estatisticamente significativas e com embasamento teórico para serem inseridas no modelo. Os resultados indicam que existem algumas covariâncias teoricamente coerentes entre os erros dos indicadores:

- Número de televisões em cores (CSE2) e número de aparelhos de videocassete e/ou DVD (CSE3);
- Número de geladeiras (CSE4) e número de freezers embutidos na geladeira (CSE3);
- Agressão de alunos a professores/funcionários (VIO1) e agressão de alunos a outros alunos (VIO2);
- Diretores foram vítimas de furto (VIO5) e diretores foram vítimas de roubo (VIO6).

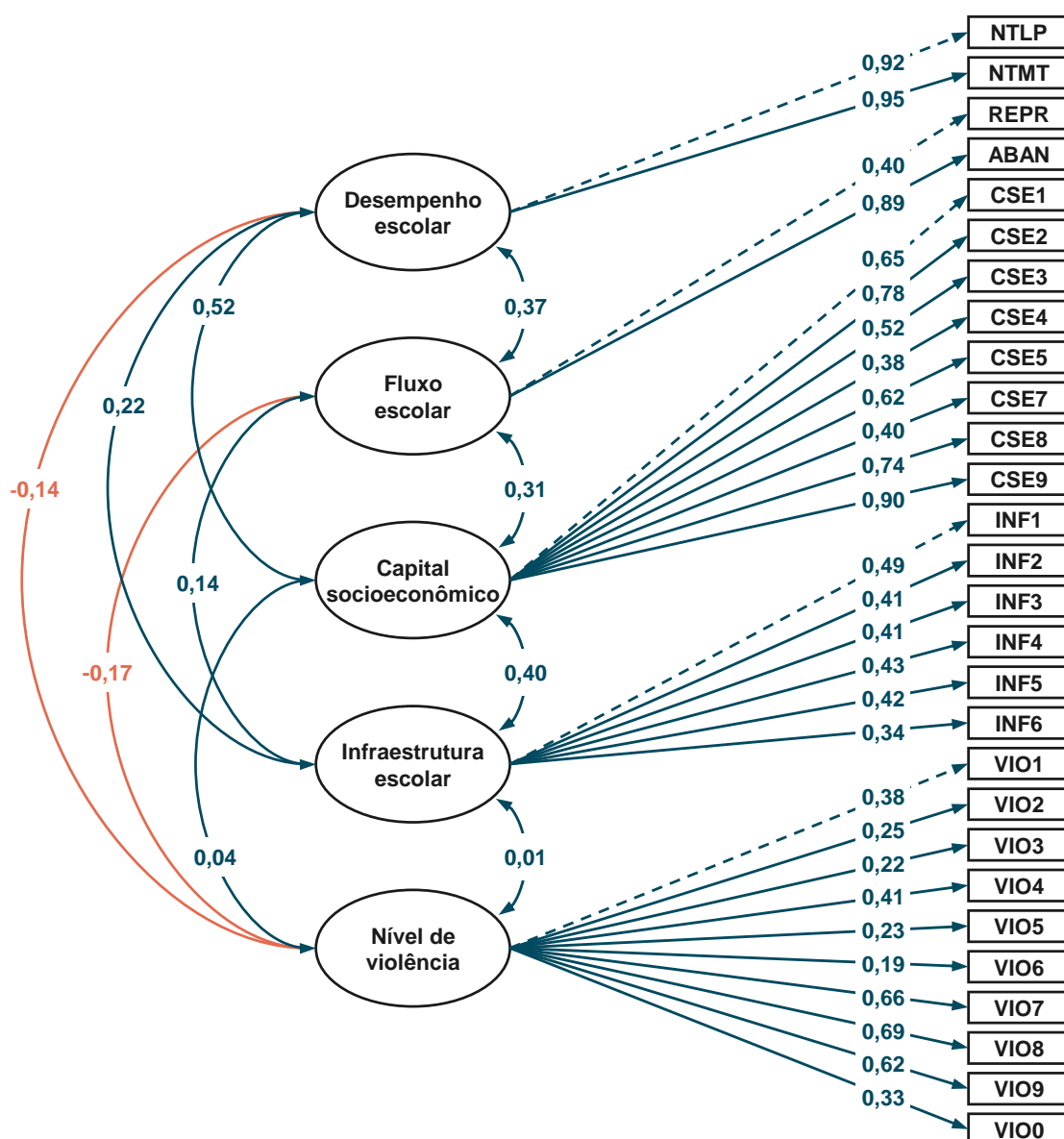


Figura 16: Novo modelo de mensuração com coeficientes padronizados.

Tabela 6: Índices de ajuste do novo modelo de mensuração.

Índice de ajuste	Valor de referência	Valor do modelo
RMSEA	< 0,10	0,063
RMR	< 0,10	0,053
GFI	> 0,90	0,894
PGFI	> 0,60	0,748

Desta forma, a estimação livre das quatro covariâncias citadas anteriormente foi incorporada em um modelo de mensuração final.

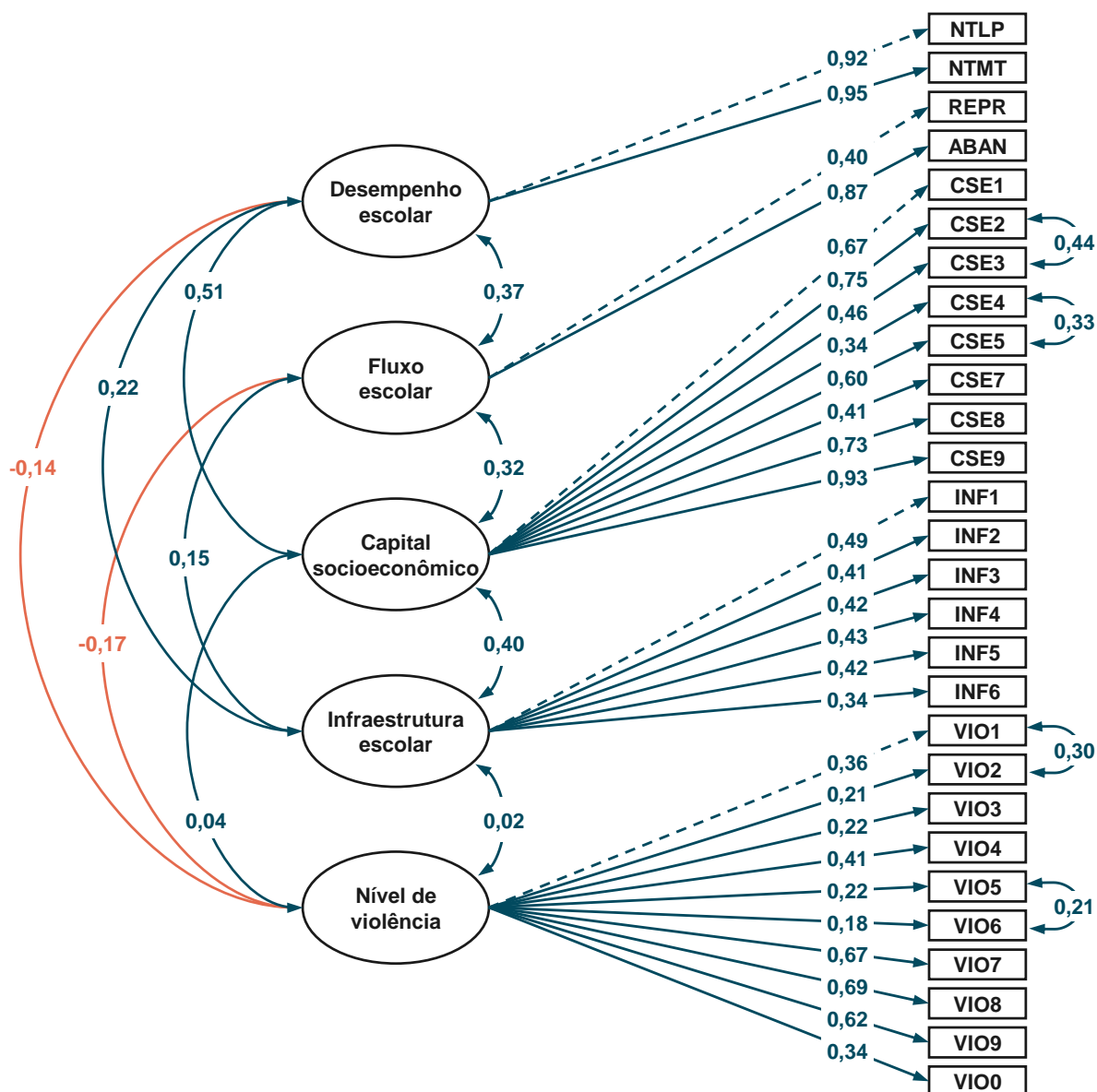


Figura 17: Modelo de mensuração final com coeficientes padronizados.

Tabela 7: Índices de ajuste do modelo de mensuração final.

Índice de ajuste	Valor de referência	Valor do modelo
RMSEA	< 0,10	0,053
RMR	< 0,10	0,048
GFI	> 0,90	0,922
PGFI	> 0,60	0,763

Percebe-se que houve uma melhora nos índices de ajuste, todos possuem valores dentro das faixas de referência, o que indica boa qualidade no ajustamento do modelo. Segundo os resultados dos índices de modificação, não há relações fortes o suficiente ou que trariam grandes ganhos em ajuste. Sendo assim, a parcimônia foi levada em consideração e nenhuma nova relação foi incluída no modelo.

Visto que o modelo está com bom ajuste, todas as variáveis são significativas para seus construtos e não há a necessidade de novas modificações, o modelo estrutural inicial pode ser testado. Como não houve grandes mudanças no modelo de mensuração inicial, as hipóteses estipuladas para o modelo estrutural na seção 3.3 foram mantidas:

- H_1 : O capital socioeconômico está relacionado positivamente com o desempenho escolar;
- H_2 : O capital socioeconômico está relacionado positivamente com o fluxo escolar;
- H_3 : A infraestrutura escolar está relacionada positivamente com o desempenho escolar;
- H_4 : A infraestrutura escolar está relacionada positivamente com o fluxo escolar;
- H_5 : O nível de violência está relacionado negativamente com o desempenho escolar;
- H_6 : O nível de violência está relacionado negativamente com o fluxo escolar.

O modelo estrutural inicial, com seus coeficientes estimados, é ilustrado na Figura 18. As correlações entre nível de violência e capital socioeconômico e nível de violência e infraestrutura escolar permanecem não significativas. Desempenho e fluxo escolar apresentam associação positiva fraca, sendo assim, quanto melhor o desempenho apresentado por uma escola, o fluxo tende a ser melhor também. Capital socioeconômico e infraestrutura escolar apresentam associação positiva moderada, o que implica que escolas com melhor infraestrutura tendem a ter alunos com maior o capital socioeconômico.

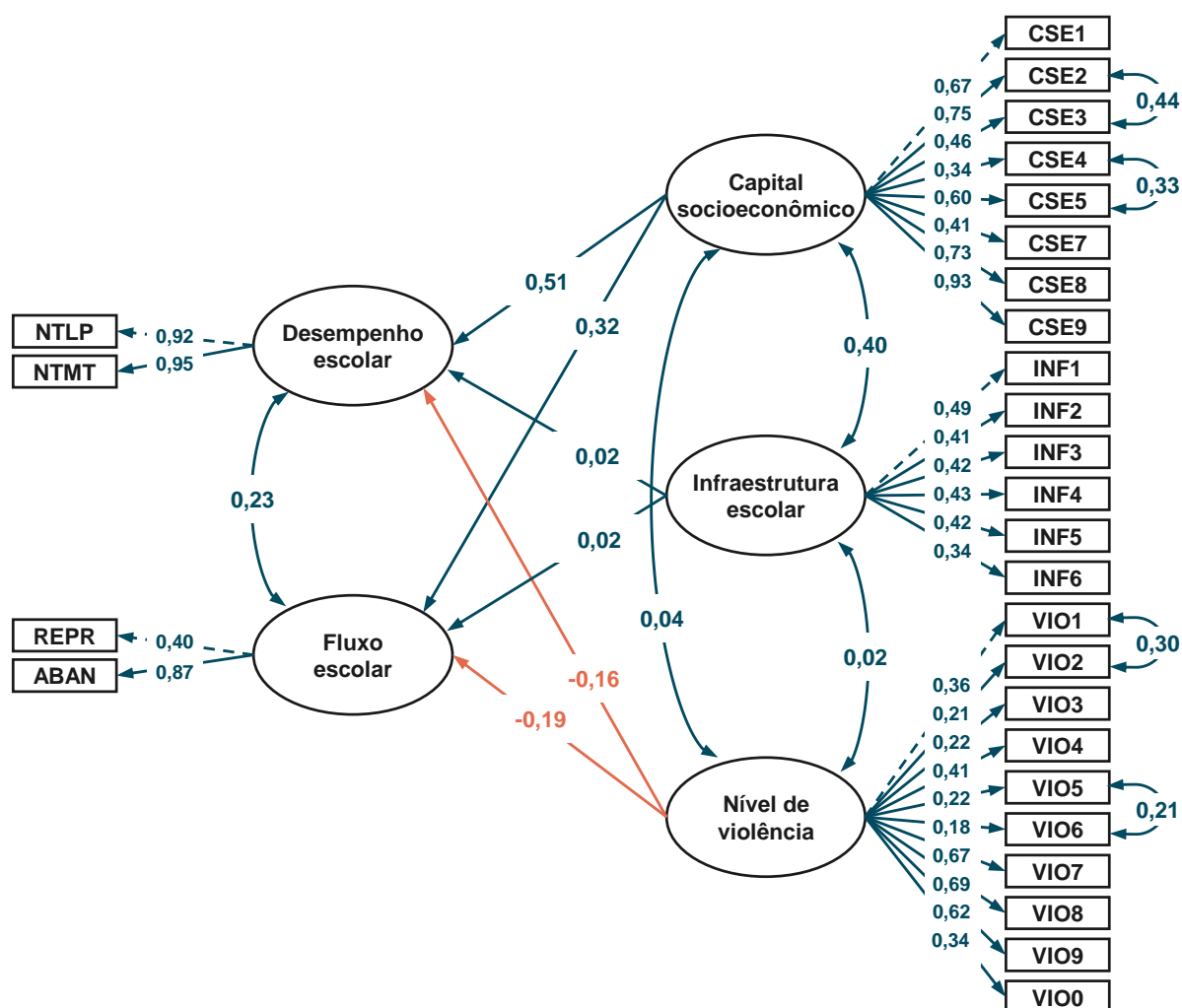


Figura 18: Modelo estrutural inicial com coeficientes padronizados.

As hipóteses H_3 e H_4 estipuladas para o modelo estrutural foram rejeitadas. Os coeficientes de regressão de infraestrutura não são significativos para desempenho (p-valor = 0,55) e para fluxo escolar (p-valor = 0,65). Esse resultado pode indicar que as informações sobre infraestrutura escolar pertinentes ao desempenho e ao fluxo escolar podem estar sendo suficientemente mensuradas pelo capital socioeconômico. A correlação moderada entre capital socioeconômico e infraestrutura escolar corrobora com essa suposição.

Para o capital socioeconômico e nível de violências as outras hipóteses são confirmadas.

Tabela 8: Índices de ajuste do modelo estrutural inicial.

Índice de ajuste	Valor de referência	Valor do modelo
RMSEA	< 0,10	0,053
RMR	< 0,10	0,048
GFI	> 0,90	0,922
PGFI	> 0,60	0,763

Verifica-se que os índices de ajuste são os mesmos que os do modelo de mensuração final (Tabela 7), então o modelo estrutural inicial apresenta bom ajuste.

Como o construto de infraestrutura escolar não apresentou resultados significativos no modelo estrutural, decidiu-se retirá-lo do modelo e realizar a estimação novamente. Os resultados podem ser vistos na Figura 19.

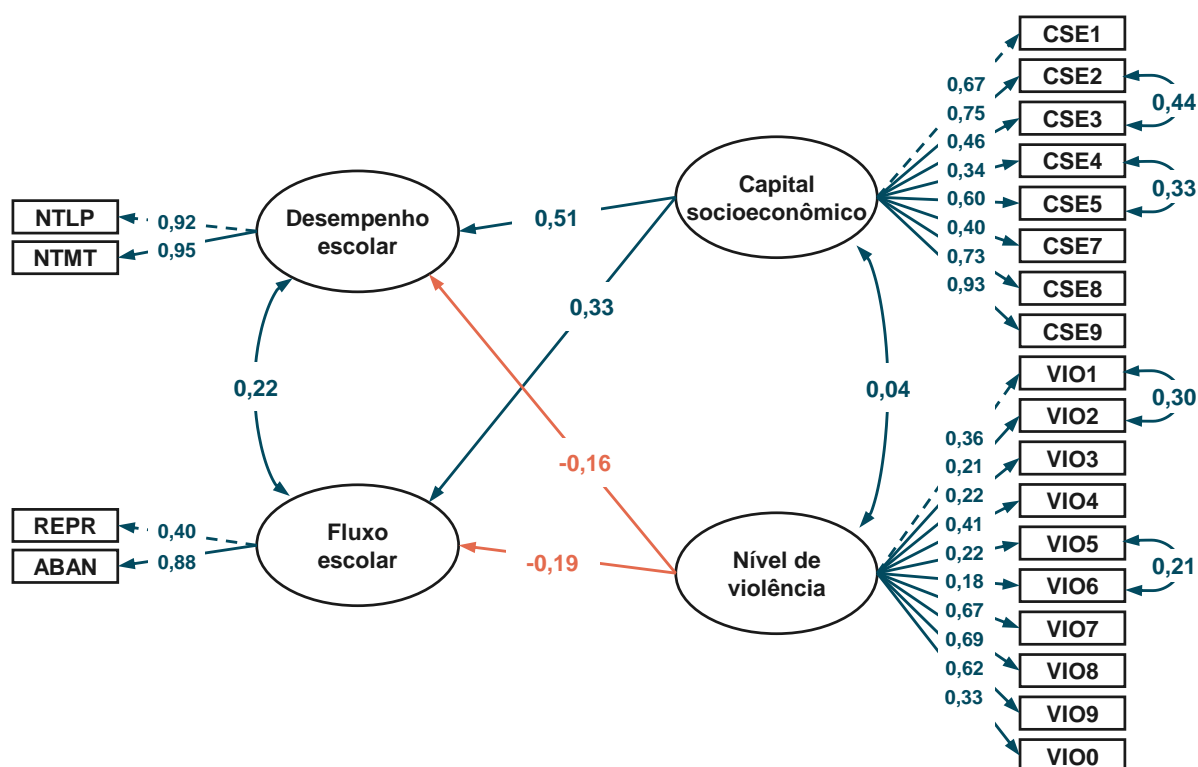


Figura 19: Modelo estrutural final com coeficientes padronizados.

Os coeficientes de equações estruturais se mantiveram similares, sendo assim, no modelo final é observado que o capital socioeconômico influencia positivamente com intensidade moderada os construtos endógenos, enquanto que o nível de violência exerce influência negativa com intensidade fraca. Dessa forma, as hipóteses H_1 , H_2 , H_5 e H_6 do modelo proposto foram confirmadas.

Tabela 9: Índices de ajuste do modelo estrutural final.

Índice de ajuste	Valor de referência	Valor do modelo
RMSEA	< 0,10	0,062
RMR	< 0,10	0,052
GFI	> 0,90	0,924
PGFI	> 0,60	0,727

Os índices de ajuste sofreram alterações após a retirada do construto de infraestrutura escolar e suas variáveis relacionadas. Mesmo assim, os quatro índices indicam boa qualidade do ajuste do modelo final.

5 Considerações finais

Motivado pela utilização de avaliações educacionais como contribuição para a melhoria da qualidade do ensino brasileiro e em sua importância social, este estudo buscou realizar uma análise de fatores associados ao desempenho e fluxo escolar em escolas com alunos do 9º ano do Ensino Fundamental.

Primeiramente, o foco do estudo foi delimitado entre escolas públicas localizadas na região Centro-Oeste. Após isso, a unidade de análise foi definida como a escola e os fatores de interesse como capital socioeconômico, infraestrutura escolar e nível de violência. A seleção das variáveis mensuráveis foi realizada e cálculos foram aplicados para que todas fossem medidas no nível da escola.

Desempenho e fluxo escolar foram definidos como construtos endógenos do modelo estrutural, sendo que as hipóteses do modelo foram definidas para avaliar a influência dos outros construtos nessas duas variáveis. Após algumas adequações, o modelo estrutural foi estimado.

O fator infraestrutura escolar apresentou correlação positiva significativa com capital socioeconômico, contudo, se mostrou não significativo como construto exógeno para os dois desfechos de estudo, o que acarretou em sua saída do modelo final.

No modelo final, concluiu-se que existem evidências estatísticas suficientes para afirmar que o desempenho e fluxo escolar são influenciados positivamente pelo capital socioeconômico e negativamente pelo nível de violência. Dessa forma, é possível afirmar que quanto maior o capital socioeconômico dos alunos da escola, melhor o desempenho e fluxo escolar. Da mesma maneira, mas em sentido diferente, quanto maior o nível de violência na escola, pior o desempenho e fluxo escolar.

A Modelagem de Equações Estruturais se mostrou uma técnica muito poderosa e útil para a realização deste estudo. Mesmo com a suposição de normalidade multivariada não sendo satisfeita, obteve-se um modelo final com boas estimativas e consistente. A incorporação de construtos no modelo e a visualização dos resultados em diagramas de trajetória propiciaram uma boa representação de um modelo teórico e facilitaram a interpretação dos resultados.

Técnicas mais avançadas em MEE podem ser estudadas para realizar análises mais profundas em estudos futuros. O uso de modelos de equações estruturais multinível, por exemplo, permitiria a utilização de mais variáveis relacionadas a outros fatores de interesse sem a necessidade de cálculos para mudança de nível. Além disso, devido à organização hierárquica de sistemas educacionais, vê-se a adequação que estudos multiníveis possuem nesse contexto.

Referências

- Brasil (2014). Ministério da Educação. Secretaria de Articulação com os Sistemas de Ensino. Planejando a Próxima Década - Conhecendo as 20 Metas do Plano Nacional de Educação. Brasília, Distrito Federal.
- Franco, C., Brooke, N., and Alves, F. (2008). Estudo longitudinal sobre qualidade e equidade no ensino fundamental brasileiro: GERES 2005. *Ensaio: Avaliação de Políticas Públicas Educacionais*, 16(61):625–638.
- Hair, J. F., Anderson, R. E., Tatham, R. L., and Black, W. C. (2005). *Análise Multivariada de Dados*. Bookman, Porto Alegre, 5ª edição.
- Hox, J. J. and Bechger, T. M. (1998). An Introduction to Structural Equation Modeling. *Family Science Review*, 11:354–373.
- Karino, C. A. (2016). *Avaliação da Igualdade, Equidade e Eficácia no Sistema Educacional Brasileiro*. Doutorado em psicologia social, do trabalho e das organizações, Universidade de Brasília, Brasília, Distrito Federal.
- Karino, C. A., Vinha, L. G. A., and Laros, J. A. (2014). Os questionários do SAEB: o que eles realmente medem? *Estudos em Avaliação Educacional*, 25(59):270–297.
- Kline, R. B. (2011). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling*. Methodology in the Social Sciences. Guilford Press, New York, 3rd edition.
- Neto, J. J. S., de Jesus, G. R., Karino, C. A., and de Andrade, D. F. (2013). Uma escala para medir infraestrutura escolar. *Estudos em Avaliação Educacional*, 24(54):78–99.
- Pereira, S. S. (2013). *Modelagem de equações estruturais no software R*. Bacharelado em estatística, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, Rio Grande do Sul.
- Pilati, R. and Laros, J. A. (2007). Modelos de Equações Estruturais em Psicologia: Conceitos e Aplicações. *Psicologia: Teoria e Pesquisa*, 23(2):205–206.
- Silva, J. S. F. (2006). *Modelagem de Equações Estruturais: apresentação de uma metodologia*. Pós-graduação em engenharia de produção, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, Rio Grande do Sul.
- Soares, J. F. (2005). Qualidade e equidade na educação básica brasileira: fatos e possibilidades. *Os desafios da educação no Brasil*. Rio de Janeiro: Nova Fronteira, pages 91–117.

Vinha, L. G. A. (2016). El Uso de Datos de Evaluaciones Educativas en Brasil, Chile y Argentina. *Revista Iberoamericana de Evaluación Educativa*, 9(2):127–148.

Apêndice

Programação utilizada

```
require(lavaan)
require(semPlot)
require(corrplot)

#=====#

quant <- na.omit(dados)
p <- ncol(quant)
matcor <- cor(quant, method = "spearman")

#=====#

mod1 <- "Desempenho =~ NTLP + NTMT
FluxoEscolar =~ REPR + ABAN
CapitalSocioeco =~ CSE1 + CSE2 + CSE3 + CSE4 + CSE5 + CSE6 + CSE7 + CSE8 + CSE9
Infraestrutura =~ INF1 + INF2 + INF3 + INF4 + INF5 + INF6
Violência =~ VI01 + VI02 + VI03 + VI04 + VI05 + VI06 + VI07 + VI08 + VI09 + VI00"

fit1 <- sem(mod1, sample.cov = matcor, sample.nobs = nrow(quant))

summary(fit1, standardized = T)

semPaths(fit1, what = 'std', layout = "tree2",
edge.label.cex = 1.05, residuals = F,
curve = 1.5, fade = F, rotation = 2,
label.cex = 1.5, nCharNodes = 0, label.norm = "00000",
label.color = "gray10", border.color = "gray10",
posCol = c("#024A5F"), negCol = c("#E46A4D"))

fitMeasures(fit1, c("chisq", "df", "p.value", "rmsea", "rmr", "gfi", "pgfi"))

# Variável CSE6 possui carga fatorial padronizada muito próxima de zero e não é
significante (p = 0.290).

#=====#
# Modelo de mensuração sem a variável CSE6.

mod2 <- "Desempenho =~ NTLP + NTMT
FluxoEscolar =~ REPR + ABAN
CapitalSocioeco =~ CSE1 + CSE2 + CSE3 + CSE4 + CSE5 + CSE7 + CSE8 + CSE9
Infraestrutura =~ INF1 + INF2 + INF3 + INF4 + INF5 + INF6
Violência =~ VI01 + VI02 + VI03 + VI04 + VI05 + VI06 + VI07 + VI08 + VI09 + VI00"
```

```

fit2 <- sem(mod2, sample.cov = matcor, sample.nobs = nrow(quant))

summary(fit2, standardized = T)

semPaths(fit2, what = 'std', layout = "tree2",
edge.label.cex = 1.05, residuals = F,
curve = 1.5, fade = F, rotation = 2,
label.cex = 1.5, nCharNodes = 0, label.norm = "00000",
label.color = "gray10", border.color = "gray10",
posCol = c("#024A5F"), negCol = c("#E46A4D"))

fitMeasures(fit2, c("chisq", "df", "p.value", "rmsea", "rmr", "gfi", "pgfi"))

mi2 <- modificationIndices(fit2)
head(mi2[order(-mi2$mi), ], 20)

#=====#
# Modelo com as covariâncias dos erros indicados pelos índices de modificação.

mod3 <- "Desempenho =~ NTLP + NTMT
FluxoEscolar =~ REPR + ABAN
CapitalSocioeco =~ CSE1 + CSE2 + CSE3 + CSE4 + CSE5 + CSE7 + CSE8 + CSE9
Infraestrutura =~ INF1 + INF2 + INF3 + INF4 + INF5 + INF6
Violência =~ VI01 + VI02 + VI03 + VI04 + VI05 + VI06 + VI07 + VI08 + VI09 + VI00
CSE2 ~~ CSE3
CSE4 ~~ CSE5
VI01 ~~ VI02
VI05 ~~ VI06"

fit3 <- sem(mod3, sample.cov = matcor, sample.nobs = nrow(quant))

summary(fit3, standardized = T)

semPaths(fit3, what = 'std', layout = "tree2",
edge.label.cex = 1.05, residuals = F,
curve = 1.5, fade = F, rotation = 2,
label.cex = 1.5, nCharNodes = 0, label.norm = "00000",
label.color = "gray10", border.color = "gray10",
posCol = c("#024A5F"), negCol = c("#E46A4D"))

fitMeasures(fit3, c("chisq", "df", "p.value", "rmsea", "rmr", "gfi", "pgfi"))

mi3 <- modificationIndices(fit3)
head(mi3[order(-mi3$mi), ], 20)

# Modelo 3 sem necessidade de modificação e com índices de ajuste bons.

```



```

#=====#
# Modelo estrutural.

mod4 <- "Desempenho =~ NTLP + NTMT
FluxoEscolar =~ REPR + ABAN
CapitalSocioeco =~ CSE1 + CSE2 + CSE3 + CSE4 + CSE5 + CSE7 + CSE8 + CSE9
Infraestrutura =~ INF1 + INF2 + INF3 + INF4 + INF5 + INF6
Violência =~ VI01 + VI02 + VI03 + VI04 + VI05 + VI06 + VI07 + VI08 + VI09 + VI00
CSE2 ~~ CSE3
CSE4 ~~ CSE5
VI01 ~~ VI02
VI05 ~~ VI06
Desempenho ~ CapitalSocioeco + Infraestrutura + Violência
FluxoEscolar ~ CapitalSocioeco + Infraestrutura + Violência"

fit4 <- sem(mod4, sample.cov = matcor, sample.nobs = nrow(quant))

summary(fit4, standardized = T)

semPaths(fit4, what = 'std', layout = "tree2",
edge.label.cex = 1.05, residuals = F,
curve = 1.5, fade = F, rotation = 4,
label.cex = 1.5, nCharNodes = 0, label.norm = "00000",
label.color = "gray10", border.color = "gray10",
posCol = c("#024A5F"), negCol = c("#E46A4D"))

fitMeasures(fit4, c("chisq", "df", "p.value", "rmsea", "rmr", "gfi", "pgfi"))

#=====#
# Modelo Estrutural sem o construto infraestrutura.

mod5 <- "Desempenho =~ NTLP + NTMT
FluxoEscolar =~ REPR + ABAN
CapitalSocioeco =~ CSE1 + CSE2 + CSE3 + CSE4 + CSE5 + CSE7 + CSE8 + CSE9
Violência =~ VI01 + VI02 + VI03 + VI04 + VI05 + VI06 + VI07 + VI08 + VI09 + VI00
CSE2 ~~ CSE3
CSE4 ~~ CSE5
VI01 ~~ VI02
VI05 ~~ VI06
Desempenho ~ CapitalSocioeco + Violência
FluxoEscolar ~ CapitalSocioeco + Violência"

fit5 <- sem(mod5, sample.cov = matcor, sample.nobs = nrow(quant))

summary(fit5, standardized = T)

semPaths(fit5, what = 'std', layout = "tree2",

```

```
edge.label.cex = 1.05, residuals = F,  
curve = 1.5, fade = F, rotation = 4,  
label.cex = 1.5, nCharNodes = 0, label.norm = "00000",  
label.color = "gray10", border.color = "gray10",  
posCol = c("#024A5F"), negCol = c("#E46A4D"))  
  
fitMeasures(fit5, c("chisq", "df", "p.value", "rmsea", "rmr", "gfi", "pgfi"))  
  
#=====
```